

UMA METODOLOGIA BASEADA EM ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO POR
ENXAME DE PARTÍCULAS PARA MANUTENÇÃO PREVENTIVA FOCADA EM
CONFIABILIDADE E CUSTO

André Ferreira da Luz

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIA E TECNOLOGIA NUCLEARES DO INSTITUTO DE ENGENHARIA
NUCLEAR DA COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR – ÊNFASE PROFISSIONAL EM
ENGENHARIA DE REATORES.

Orientadores: Prof. Celso Marcelo Franklin Lapa (PPGIEN/CNEN)
Prof. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira (PPGIEN/CNEN)

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL.

JUNHO DE 2009

LUZ, André Ferreira da

Uma Metodologia Baseada No Algoritmo De Otimização Por
Enxame De Partículas Para Manutenção Preventiva Focada Em
Confiabilidade e Custo/ André Ferreira da Luz – Rio de Janeiro:
CNEN/IEN, 2009

Orientadores: Prof. Celso Marcelo Franklin Lapa (PPGIEN/CNEN)
Prof. Cláudio Márcio do N.A.Pereira (PPGIEN/CNEN)

Dissertação (Mestrado em Engenharia de Reatores) – Instituto de
Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2009.

1.Otimização de política de manutenção; 2.Otimização por
enxame de partículas (PSO);3. Modelo de custo-confiança

CDD

CDU

UMA METODOLOGIA BASEADA NO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO POR
ENXAME DE PARTÍCULAS PARA MANUTENÇÃO PREVENTIVA FOCADA EM
CONFIABILIDADE E CUSTO

André Ferreira da Luz

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIA E TECNOLOGIA NUCLEARES DO INSTITUTO DE ENGENHARIA
NUCLEAR DA COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR – PROFISSIONAL EM ENGENHARIA DE
REATORES.

Aprovada por:

Prof. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira, D.Sc
(Orientador)

Prof. Celso Marcelo Franklin Lapa, D.Sc
(Orientador)

Prof: Antônio Carlos de Abreu Mol, D.Sc

Prof: Pedro Luiz da Cruz Saldanha, D. Sc

Dedicatória:

À minha esposa Dhaiane e à minha filhinha Eduarda, ainda guardada no ventre da mamãe.

Aos meus Pais e a presença de Deus na minha família, pois isso contribuiu para a pessoa que sou hoje.

A todos que contribuíram para a minha criação, me tornando uma pessoa feliz.

Agradecimentos:

Este trabalho não poderia ser terminado sem a ajuda de diversas pessoas às quais presto minhas homenagens:

A Deus, pela saúde física e mental necessárias a realização deste trabalho.

A minha mulher, Dhaiane, pelo incentivo, compreensão e apoio, sempre.

A meus pais, Sady e Margarida e a minha irmã Haliny, pelo apoio em todas as realizações em minha vida.

Aos orientadores professores Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira e Celso Marcelo Franklin Lapa, que sempre me incentivaram e sempre esteve presente como orientadores e amigos, sem o qual a realização deste trabalho não seria possível.

Aos amigos e companheiros do mestrado, Rafael, Douglas, Stefan, Carlos, Marco Aurélio e Altivo, que com o companheirismo deram mais alegria aos dias de estudo e trabalho.

Aos professores do PPGIEN que contribuíram muito para o meu desenvolvimento profissional.

A direção do PPGIEN, pois sem a esta infra-estrutura o trabalho seria bem mais difícil.

Resumo da dissertação apresentada ao PPGIEN/CNEN como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências (M. Sc.)

UMA METODOLOGIA BASEADA NO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO POR
ENXAME DE PARTÍCULAS PARA MANUTENÇÃO PREVENTIVA FOCADA EM
CONFIABILIDADE E CUSTO

André Ferreira da Luz

Junho/2009

Orientadores: Celso Marcelo Franklin Lapa

Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira

Programa: Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Nucleares do IEN

Neste trabalho, um algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO, do inglês “Particle Swarm Optimization”) é desenvolvido para aplicação na otimização de políticas de manutenção preventiva. A metodologia proposta que permite intervalos flexíveis entre manutenções, ao invés de considerar os períodos fixos, possibilita uma melhor adaptação dos agendamentos, a fim de lidar com as taxas de falha dos componentes em envelhecimento. Por outro lado, devido a essa flexibilidade, o planejamento de manutenção preventiva se torna uma tarefa difícil. Motivada pelo fato do PSO ter demonstrado ser muito competitivo em relação a outras ferramentas de otimização, este trabalho investiga a sua utilização como uma ferramenta alternativa de otimização.

Considerando que o PSO trabalha em espaço real e contínuo, torna-se um desafio sua aplicação a um problema de otimização discreto considerando agendamentos onde a quantidade de intervenções pode ser variável. O PSO desenvolvido neste trabalho apresenta

uma modelagem original que contorna tal dificuldade, permitindo a aplicação do mesmo ao problema proposto.

O PSO proposto destina-se a pesquisa para a melhor política de manutenção e considera vários aspectos relevantes, tais como: i) a probabilidade de necessitar uma reparação (manutenção corretiva), ii) o custo de tais reparos, iii) tempos de parada típicos, iv) os custos de manutenção preventiva, v) o impacto da manutenção na confiabilidade dos sistemas como um todo, e vi) a probabilidade de manutenção imperfeita.

A fim de avaliar a metodologia proposta, optou-se por investigar um sistema eletromecânico composto por três bombas e quatro válvulas, o “Sistema de Injeção à Alta Pressão (HPIS)” de um reator nuclear tipo PWR. Os resultados demonstram que o PSO com a modelagem proposta é eficiente na busca ótima da manutenção preventiva para as políticas de manutenção preventiva para o HPIS.

Abstract of the dissertation presented to PPGIEN/CNEN as part of the necessary requirements for obtaining of Master's degree in Sciences (M. Sc.)

A METHODOLOGY BASED IN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM
FOR PREVENTIVE MAINTENANCE FOCUSED IN RELIABILITY AND COST

André Ferreira da Luz

June/2009

Advisor: Celso Marcelo Franklin Lapa

Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira

Program: Program of Masters Degree in Science and Technology Nuclear of IEN

In this work, a Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO) is developed for preventive maintenance optimization. The proposed methodology, which allows the use flexible intervals between maintenance interventions, instead of considering fixed periods (as usual), allows a better adaptation of scheduling in order to deal with the failure rates of components under aging. Moreover, because of this flexibility, the planning of preventive maintenance becomes a difficult task. Motivated by the fact that the PSO has proved to be very competitive compared to other optimization tools, this work investigates the use of PSO as an alternative tool of optimization.

Considering that PSO works in a real and continuous space, it is a challenge to use it for discrete optimization, in which schedulings may comprise variable number of maintenance interventions. The PSO model developed in this work overcome such difficulty.

The proposed PSO searches for the best policy for maintaining and considers several aspects, such as: i) probability of needing repair (corrective maintenance), ii) the

cost of such repairs, iii) typical outage times, iv) costs of preventive maintenance, v) the impact of maintaining the reliability of systems as a whole, and vi) the probability of imperfect maintenance.

To evaluate the proposed methodology, we investigate an electro-mechanical system consists of three pumps and four valves, "High Pressure Injection System (HPIS) of a PWR. Results show that PSO is quite efficient in finding the optimum preventive maintenance policies for the HPIS.

SUMÁRIO

	Pág.
CAPÍTULO 1	
APRESENTAÇÃO E CONTEXTUALIZAÇÃO.....	1
1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E PROPOSTA DE PESQUISA.....	5
1.2 DESCRIÇÃO DOS CAPÍTULOS	8
CAPÍTULO 2	
DEFINIÇÕES E TERMINOLOGIAS.....	9
2.1 TIPOS DE FALHAS.....	11
2.2 CURVA TÍPICAS DE FALHAS.....	13
2.3 FUNÇÃO CONFIABILIDADE.....	15
2.4 DISTRIBUIÇÃO WEIBULL.....	16
CAPÍTULO 3	
MODELO DE CONFIABILIDADE E CUSTO.....	18
3.1 MODELO DE CONFIABILIDADE PARA MANUTENÇÃO A NÍVEL DE COMPONENTES.....	18
3.2 AVALIAÇÃO GLOBAL PARA A POLÍTICA DE MANUTENÇÃO A NÍVEL DE SISTEMAS.....	22
3.3 O MODELO DE CUSTO BASEADO EM CONFIABILIDADE.....	23

CAPÍTULO 4

ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS (PSO).....	27
---	----

CAPÍTULO 5

MODELAGEM DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	33
--	----

5.1 FUNÇÃO OBJETIVO.....	37
--------------------------	----

CAPÍTULO 6

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA.....	38
--	----

1º ESTUDO: TESTE DE CONSISTÊNCIA DO MODELO DE CONFIABILIDADE.....	38
---	----

2º ESTUDO: ESTUDO DE CASO REAL.....	39
-------------------------------------	----

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	46
---------------------------------	----

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	48
---------------------------------	----

SÍMBOLOS E NOMENCLATURAS

$R(t)$ – confiabilidade de um componente que não tenha sofrido manutenção até o instante t

p – Probabilidade de manutenção não satisfatória

$(1-p)$ - Probabilidade de manutenção satisfatória.

N – Número total de manutenções ou testes programados para uma missão

T_m – Intervalo entre manutenções periódicas

$R_m(t, T_m, N)$ – confiabilidade de um componente no instante t sujeito a N manutenções periódicas em intervalos T_m .

$T_m(i)$ – tempos agendados para manutenção de um componente (i é o índice da manutenção e varia de 1 até ult , que é o número da última manutenção realizada até t)

$T_m(ult)$ – Tempo da realização da última manutenção até o instante t

$R_m[t, T_m(i), T_m(ult)]$ – confiabilidade de um componente no instante t sujeito a i manutenções realizadas nos instantes $T_m(i)$, sendo a última em $T_m(ult)$

m – Fator de forma (fator de envelhecimento) de um componente.

Θ – Vida característica de um componente.

T_{mis} – tempo total de uma missão.

C_m – custo de manutenção de um componente

C_r – custo de reparo de um componente

CT – custo total de uma política de manutenções relativo ao intervalo entre os instantes $T(i)$ e

$T(i+1)$

RELAÇÃO DAS FIGURAS:

Fig 2.1: Curva da taxa de falhas para componentes eletro-mecânicos (curva da banheira).

Fig 2.2: Evolução da confiabilidade para um componente não reparável e outro sujeito a manutenção periódicas em tempos T_m .

Fig 3.1: Manutenções ao longo de um componente

Fig 4.1: Reflexão de uma partícula nas “bordas” do espaço de busca.

Fig 5.1: Diagrama simplificado do sistema HPIS.

Fig 5.2: Modelagem do vetor solução X do problema de otimização.

Fig 5.3: Decodificação do vetor solução X em agendamentos.

Fig 6.1: Gráfico: Gerações X Fitnes/não Confiabilidade/Custo. (Estudo de consistência).

Fig 6.2: Gráfico: Gerações X Fitnes/não Confiabilidade/Custo. ((Estudo de caso mais realístico)).

Fig 6.3: Gráfico: Gerações X Fitnes/não Confiabilidade/Custo. ((Estudo de caso mais realístico)), com o peso do custo $1/25$ do seu valor máximo.

RELAÇÃO DAS TABELAS:

Tabela 6.1: Resultado de dez estudos de casos com sementes de randomização diferentes usando populações de 20 e 50 partículas.

Tabela 6.2: Melhor configuração encontrada e tempo de parada de cada componente

Tabela 6.3: Resultados de 5 experimentos com sementes de randomização diferentes.

Tabela 6.4: Melhor agendamento encontrado.

CAPÍTULO 1

APRESENTAÇÃO E CONTEXTUALIZAÇÃO

Este capítulo é destinado a uma sucinta descrição do problema a ser resolvido nesta dissertação, apresentando em ordem cronológica uma revisão bibliográfica dos trabalhos mais recentes da área de interesse. Ao final do capítulo serão identificados os objetivos da dissertação assim como as contribuições do trabalho.

A procura por soluções ótimas representa um dos maiores desafios em todos os campos envolvidos em ciência e tecnologia. A busca por uma otimização de desempenho é frequentemente ponderada por variáveis antagônicas: a melhoria de produtividade, baseada em sistemas cada vez mais complexos e sofisticados, é quase sempre limitada pro restrições orçamentárias e requisitos de segurança.

Dentro desse contexto, diversas técnicas de otimização da performance de sistemas têm sido apresentadas desde meados do século passado. Nos dias de hoje, a publicação de um grande número de trabalhos dedicados a essa questão, mostra a atualidade do tema e prova a demanda pelo aperfeiçoamento e desenvolvimento de técnicas de otimização. A aplicação de tais métodos é extremamente abrangente, envolvendo desde a fase conceitual de projetos até a adoção de políticas de manutenção e extensão de vida útil.

A experiência adquirida com a execução de projetos, a operação e manutenção de sistemas com crescente grau de complexidade, aliadas ao crescimento geométrico de capacidade de processamento, aponta para uma realidade promissora: o desenvolvimento de técnicas de otimização integrada. Essa integração deve contemplar a interação entre todas as fases envolvidas com a operação de sistemas, desde a concepção de sua configuração até o planejamento de manutenção.

Componentes industriais ativos, independente de sua natureza eletrônica, mecânica, elétrica, etc., experimentam durante sua vida operacional comportamentos típicos operacionais com amostras envolvendo componentes semelhantes, estatisticamente pode-se

verificar uma curta faixa de tempo, imediatamente após sua entrada em operação, na qual os componentes apresentam um padrão quanto à ocorrência de falhas. Durante este período, os componentes apresentam, a princípio, elevadas taxas de falhas, porém, estes valores caem rapidamente com o tempo de operação. Este período é conhecido como faixa de mortalidade infantil. Um amaciamento, feito pelo fabricante, elimina esta fase da vida operacional do componente (período onde a taxa de falha é alta e cai com a utilização). Posteriormente, após a primeira fase, os componentes, de maneira geral, iniciam uma etapa na qual a taxa de falha é constante com o tempo. Esta etapa é denominada vida útil e compreende o momento ideal para o início da utilização destes componentes. Finalmente, em decorrência do uso, após algum tempo de operação, a taxa de falha destes componentes tende a apresentar um crescimento. Este processo decorre do desgaste operacional e do envelhecimento físico e estrutural da utilização de qualquer componente industrial. Nesta etapa diz-se que o componente (peça, motor, bomba, etc.) está envelhecendo.

Não obstante o fato dos conceitos anteriores estarem de maneira geral, corretos, existem diferenças importantes quanto ao comportamento de taxa de falha quando se considera a especificidade de cada classe de componentes. Itens de software, por exemplo, apresentam altas taxas de falha logo que são produzidos, provenientes de erros de programação e problemas na lógica do algoritmo, que com o uso são corrigidos. Estes produtos não apresentam envelhecimento e com a utilização taxas de falhas tendem a zero (LEWIS, 1996).

As instalações industriais, incluindo centrais nucleares de potência, entretanto, estão repletas de componentes eletro-mecânicos ativos, e estes, diferentemente dos itens de software, apresentam logo após a fase de mortalidade infantil um padrão de crescimento progressivo da taxa de falha que pode levar a não-confiabilidade destas instalações a níveis proibitivos.

Medidas que minimizam as conseqüências dos efeitos do envelhecimento decorrente do uso são muito importante para o bom e seguro funcionamento de qualquer instalação industrial, porém, existem ainda, um outro problema, não menos relevante, sobretudo para centrais

nucleares, que é a ocorrência de falhas não reveladas. Isto se dá porque grande parte dos componentes de uma usina nuclear está em modo de espera e, portanto, ao falharem, suas falhas permanecem incógnitas.

Para tratar estes problemas, os sistemas que possuem componente eletro-mecânicos devem ser classificados, quanto à sua condição de operação, em dois grupos: primeiro aqueles sistemas integrados por componentes eletro-mecânico permanentemente ativos ou que se encontram em modo de espera alimentados e prontos para atuar (hot standby). Estes sistemas freqüentemente experimentam um rodízio entre suas partes ativas e passivas (hot standby) e, portanto, considerar-se-ão, por hipótese, todos os seus integrantes como ativos. Finalmente, aqueles sistemas que possuem componentes que atuam em modo de espera não alimentados, ou seja, estão em cold standby.

Esta divisão implica no fato de que, para a primeira classe de sistemas, deve-se estabelecer uma política de manutenção preventiva para cada um dos componentes integrantes do sistema, com o objetivo de se minimizar, tanto quanto possível, o seu desgaste operacional. Se isto for conseguido, implicará diretamente na diminuição da não-confiabilidade do sistema durante uma dada missão ou período operacional. Para o segundo grupo, contudo, necessita-se estabelecer uma política de testes periódicos para cada componente, de maneira que seu estado de operacionalidade seja revelado antes de uma demanda real e que, caso seja necessário, possibilite a realização de uma manutenção corretiva (reparo).

Esta separação conceitual que classifica sistemas eletro-mecânico em dois grupos quanto à natureza de seus integrantes não deve ser adotada como uma divisão rígida e definitiva. Em muitas instalações industriais, sistemas integrados por componentes em modo de redundância fria são submetidos a testes periódicos freqüentes e, a realização de manutenção só é posta em prática quando a instalação está inoperante. Com respeito a esta discussão, o importante é que existam ferramentas eficientes para a geração de políticas tecnicamente obtidas tanto para testes quanto para manutenções, ficando a cargo de cada indústria a adoção, por critérios ou razões peculiares, de uma das duas práticas.

O problema de estabelecer uma política de manutenção preventiva ou de testes periódicos é quase tão antigo quanto a própria área de aplicações de métodos probabilísticos na engenharia para análise de falhas (engenharia de confiabilidade). Este problema consiste no jogo de compromisso entre a não realização da prática da manutenção ou do teste e a conseqüente evolução da não confiabilidade /indisponibilidade daquele componente ou exagero de intervenções que tornam o componente momentaneamente inoperante, comprometendo a indisponibilidade média durante a missão. Sendo assim, fica evidente que o estabelecimento de uma política de manutenções/testes adequada é um problema de otimização e é de importância fundamental para a melhoria do desempenho de qualquer sistema ou instalação que possua componente eletro-mecânicos.

Em quaisquer instalações industriais, relacionados com a segurança operacional deve ser constituído por componentes com baixíssimas probabilidades de falha, especialmente se pertencerem a indústrias sujeitas a acidentes que podem propiciar altos impactos ambientais. Na indústria nuclear, mais especificamente em centrais nucleares de potência, a questão do estabelecimento de uma política de manutenções ou testes toma dimensões ainda mais relevantes. Numa instalação núcleo-elétrica, a presença de componentes de segurança muito confiáveis (baixíssimas probabilidades de falha) constitui-se não somente numa especificação técnica, mas numa exigência para o licenciamento e operação da instalação. Para manter esta situação de operacionalidade, as políticas de manutenção preventiva ou de testes periódicos adotados devem ser as mais próximas possíveis da situação ótima que garanta tanto a capacidade de um componente responder satisfatoriamente a uma demanda real quanto minimize a indisponibilidade média do sistema como um todo.

Dado que dificilmente se tem problema de otimização de política de manutenção ou testes periódicos para componentes operacionalmente isolados, ou seja, o que se tem na prática são sistemas complexos compostos por vários componentes estruturais e fisicamente interdependentes, o estabelecimento de uma política global de intervenções, no nível de sistemas ou até mesmo no de instalações, é um problema complexo de otimização não-linear, combinatório, com alto número de graus de liberdade, multi-modal e que admite incontáveis soluções tecnicamente viáveis.

1.1 Revisão Bibliográfica e Proposta da Pesquisa.

Considerando as colocações anteriores, a utilização de uma técnica de otimização apropriada é fundamental para a obtenção de uma combinação ótima entre os ganhos operacionais oriundos da manutenção preventiva ou dos testes periódicos e da perda de indisponibilidade local quando se torna um componente indisponível durante um teste, das limitações de segurança, dos tempos específicos de teste ou manutenção preventiva de cada componente, da probabilidade de um teste revelar o estado de falha do componente, do desgaste operacional provocado por testes frequentes, etc. Assim todos estes fatores devem ser ponderados e avaliados para que a política adotada propicie o melhor ganho possível de disponibilidade média ou confiabilidade do sistema como um todo.

Através desses anos, a importância da manutenção, e conseqüentemente o gerenciamento da manutenção, teve grande desenvolvimento. A otimização da manutenção, em termos gerais, consiste em modelos matemáticos voltados à busca ou do balanço ótimo entre custos e benefícios da manutenção. A primeira tentativa científica de gerenciamento de manutenções data das décadas de 1950 e 1960, quando a manutenção preventiva foi vista como um meio de se reduzir o número de falhas e de ociosidade não planejadas. A partir daí, programas de manutenção preventiva foram aplicadas em larga escala. Na década de 1970, o monitoramento das condições, focado em técnicas de predição de falhas usando informações sobre o estado real de equipamentos, permitiu um avanço nos programas de manutenção preventiva. O resultado foi a melhoria dos projetos, com o menor número de falhas. Nas décadas de 1980 e 1990, Kumamoto e Hanley (1996), houve um grande impulso computacional, e duas importantes técnicas, que passaram a ser mais utilizadas, devem ser mencionadas: Manutenção centrada na Confiabilidade Martorrel et al (1996) e Duthie et al (1998), que é baseada na análise de modos de falhas, seus efeitos e a maneiras de preveni-la, e manutenção preventiva total, que estabelece que problemas de manutenção e produção devem ser resolvidos conjuntamente.

Mais recentemente, o contínuo avanço na velocidade e na capacidade de processamento tem feito com que as limitações relacionadas ao tempo computacional deixem de ser

significativas, estimulando o desenvolvimento de novas técnicas e aplicações. A política de manutenção preventiva passou a considerar as incertezas quanto aos parâmetros as quais estão sujeitas, impondo uma nova dinâmica ao seu planejamento e ao processo de otimização. Outra proposta apresentada para otimização de projeto baseado em confiabilidade propõe o completo desacoplamento entre método de cálculo de confiabilidade e algoritmo de otimização, permitindo flexibilidade na aplicação das respectivas técnicas.

Metodologias são desenvolvidas e aplicadas, também, no tratamento de sistemas sob envelhecimento, seja para cálculo de confiabilidade ou abrangendo políticas de manutenção Vaurio (1998). Quanto à alocação de redundância com o objetivo de aumentar a confiabilidade de sistemas, tem sido freqüentes a publicação de trabalhos com metodologias alternativas Yang et al (2000). Alguns trabalhos sobre otimização de projetos de sistemas manuteníveis consideram a relevância dos custos envolvidos, com aplicação a sistemas série - paralelo, com componentes em série ou sistemas em reserva a frio Lapa et al (2006).

A utilização de políticas de manutenção que permitam intervalos flexíveis entre intervenções permite melhor aderência às necessidades de manutenção preventiva provenientes da distribuição acumulada de falha característica de cada componente e às necessidades de testes periódicos para identificação de falhas não reveladas. Entretanto, o problema de planejar tais políticas de forma otimizada torna-se mais complexo.

De forma a lidar com tal complexidade, robustas ferramentas de otimização têm sido exploradas para a solução deste problema. A aplicação de computação evolucionária, principalmente os Algoritmos Genéticos (AG) (Goldberg, 1989) têm destaque especial neste tipo de problema (LAPA *et alii*, 1999, 2000a, 2000b, 2001a, 2001c, 2001d e 2002).

Recentemente, uma nova técnica de otimização denominada Otimização por Enxame de Partículas (PSO, do inglês: "Particle Swarm Optimization") (Kennedy e Eberhart, 1995) têm sido explorada com sucesso em diversos problemas de engenharia. Em diversos problemas da engenharia nuclear, o PSO tem demonstrado vantagens sobre os AG

(Siqueira et al 2005; Domingos et al 2006; Pereira et al 2007; Marcel et al 2009), tornando-se uma melhor alternativa.

No trabalho de Siqueira (2005) já se estuda a utilização de PSO em um problema simplificado de otimização de testes periódicos em sistemas nucleares, entretanto, a possibilidade de intervalos flexíveis não é considerada.

Motivado pela complexidade do problema em questão e pela eficiência do PSO observada em outros complexos problemas de otimização da engenharia nuclear, propõe-se neste trabalho o desenvolvimento de uma metodologia para otimização, através de PSO, de políticas de manutenção preventiva com foco em confiabilidade e custo, permitindo intervalos flexíveis.

O fato de se utilizar PSO no problema proposto já apresenta, por si só, característica de originalidade. A aplicação da técnica a este problema, entretanto, apresenta um ponto de dificuldade a ser contornado: o PSO é uma técnica de otimização numérica para espaço real e contínuo, enquanto o problema de agendamento de manutenções é de natureza discreta.

Uma contribuição adicional deste trabalho é, portanto, a modelagem do problema discreto com a ferramenta de otimização para espaço real contínuo.

1.2 Descrição dos Capítulos.

No capítulo 2, é apresentado as definições clássicas de confiabilidade, explicando a relação entre as definições e o desenvolvimento de ferramentas probabilísticas necessárias ao cálculo do modelo de confiabilidade e custo .

No capítulo 3, é apresentado o modelo de confiabilidade e custo adotado para esta dissertação, que é uma generalização do modelo de confiabilidade para manutenções periódicas, levando em consideração intervalos flexíveis para manutenções e incluindo a probabilidade de um componente sofrer uma manutenção não satisfatória, bem como o intervalo de tempo em que o componente está sob manutenção.

No capítulo 4, é apresentado o algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO), ferramenta utilizada para minimizar a função de avaliação de desempenho, fitness, que é uma combinação linear entre a não confiabilidade e o custo da manutenção de um componente.

No capítulo 5, é apresentada a modelagem do problema de otimização, onde um vetor real, candidato à solução do problema de otimização, é definido como o número de possíveis intervenções para cada componente.

No capítulo 6, é apresentada a aplicação da metodologia proposta no problema de otimização onde um sistema eletro-mecânico composto por três bombas e quatro válvulas é avaliado, segundo características operacionais como taxas de falhas, tempo de reparo de determinado componente e parâmetro de vida característica de cada componente.

No capítulo 7, é apresentado as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2:

DEFINIÇÕES E TERMINOLOGIAS.

Este capítulo apresenta as definições clássicas de confiabilidade e custo, identifica os tipos de variáveis utilizados na dissertação, explica a relação entre as definições, desenvolve as ferramentas probabilísticas necessárias ao estudo desta dissertação, integrando o cálculo de confiabilidade e custo ao modelo de Lapa et al (2006).

Vejamos agora alguns conceitos de confiabilidade

CONFIABILIDADE - É a probabilidade de um sistema (componente, aparelho, circuito, cadeia de máquinas, etc) cumprir sem falhas uma missão com uma duração determinada.

TEMPO MÉDIO ENTRE FALHAS (TMF ou MTBF) - É o tempo médio de trabalho de um certo tipo de equipamento (reparável) entre 2 falhas seguidas.

DURAÇÃO DE VIDA - Tempo durante o qual um componente ou um sistema mantém a sua capacidade de trabalho, fora do intervalo dos reparos, acima de um limite especificado (de rendimento, de pressão, etc).

TEMPO MÉDIO PARA A FALHA (MTFF) - É o valor médio dos tempos de funcionamento, sem contar o tempo de manutenção.

MTBF = MTFF + Tempo de Reparo

CONFIABILIDADE MEDIDA (OU ESTIMADA) - É a confiabilidade de um certo equipamento medida através de ensaios empíricos (normalmente no fabricante).

CONFIABILIDADE PREVISTA (OU CALCULADA) - É a confiabilidade observada durante a operação real dos componentes e dos sistemas. É este valor da confiabilidade média de grande número de casos que permite a aferição das confiabilidades medida e prevista.

EFICÁCIA DE UM COMPONENTE OU SISTEMA - É a capacidade de desempenho da função pretendida, incluindo a frequência de falhas, o grau de dificuldades da manutenção e reparação e a adequação ao trabalho projetado. É interessante notar que o projetista e o utilizador têm conceitos diferentes sobre o melhor modo de desempenhar a função pretendida. Assimilando o sistema a um ser vivo, poderíamos dizer que o projetista fornece a hereditariedade do sistema e o utilizador contribui com o meio ambiente. A eficácia do sistema depende da interação entre os 2 conjuntos de fatores.

DEPENDABILIDADE - Medida da condição de funcionamento de um item em um ou mais pontos durante a missão, incluindo os efeitos da Confiabilidade, Mantenebilidade e Capacidade de sobrevivência, dadas as condições da seção no início da missão, podendo ser expressa como probabilidade de um item:

- a) entrar ou ocupar qualquer um dos seus modos operacionais solicitados durante uma missão especificada.
- b) desempenhar as funções associadas com aqueles modos operacionais.

DISPONIBILIDADE - Medida do grau em que um item estará em estado operável e confiável no início da missão, quando a missão for exigida aleatoriamente no tempo.

ENVELHECIMENTO ACELERADO - Tratamento prévio de um conjunto de equipamentos ou componente, com a finalidade de estabilizar suas características e identificar falhas iniciais.

MANTENEABILIDADE - Facilidade de um item em ser mantido ou recolocado no estado no qual pode executar suas funções requeridas, sob condições de uso especificadas, quando

a manutenção é executada sob condições determinadas e mediante os procedimentos e meios prescritos.

2.1 Tipos de Falhas:

Entende-se por falhas a diminuição parcial ou total da eficácia, ou capacidade de desempenho, de um componente ou sistema.

De acordo com o nível de diminuição da capacidade, pode se classificar as falhas em: Falhas Totais ou Falhas Parciais, Por exemplo, um rolamento de esferas defeituoso pode ainda operar durante algum tempo, apesar de ruidoso e com sobreaquecimento (falha parcial) ao passo que a capacidade de desempenho de uma lâmpada com filamento fundido é nula, sem qualquer meio termo. Conforme o modo como a falha evolui no tempo, desde o seu início, podemos considerar duas possibilidades de falhas: Falhas Catastróficas ou falhas graduais. Como falhas catastróficas, cita-se um curto-circuito numa linha de transporte de energia elétrica ou um bloco motor de explosão quebrado.

A alteração gradual da emissão catódica de um monitor de computador ou o desgaste na camisa de um cilindro de um motor diesel, constituem casos de falhas graduais (ou paramétricas).

Em alguns domínios da indústria e dos serviços podem ocorrer, quanto à duração da falha:

Falhas Temporárias (curto-circuito linha terra ou entre fases, devido a uma causa passageira).

Falhas Intermitentes (mau contato no borne de um relé)

Falhas Permanentes (lâmpada fundida, bobina queimada)

As falhas de vários componentes podem, ou não, estar ligadas causalmente entre si. Se uma falha em um elemento induz falhas em outros, diz-se que a falha é do tipo DEPENDENTE. Por exemplo, um resistor aberto no circuito anódico de uma válvula, pode levar esta à destruição.

Uma folga excessiva no mancal de um motor elétrico pode levar a um roçamento do rotor na massa estatórica e produzir a destruição do motor. Se não houver inter-relação entre falhas, elas são do tipo INDEPENDENTE.

2.2 Curva Típica de falhas:

A curva da taxa de falhas de grande número de componentes e sistemas é caracterizada por uma curva, designada por Curva em Banheira, na qual se distinguem 3 regiões:

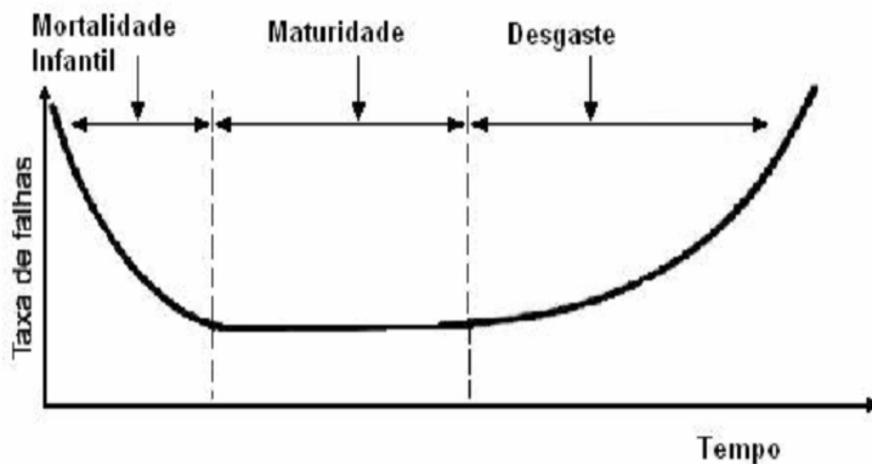


Fig.2.1: Gráfico dividido em regiões:

Mortalidade Infantil

Designada como Período de Taxa de Falhas Inicial (ou período infantil). Corresponde ao período de partida da componente ou sistema e é caracterizado por uma taxa de falha relativamente alta, a qual decresce com o tempo tendendo para um valor mais baixo e constante.

Na população humana verifica-se uma curva deste tipo para a mortalidade dos indivíduos. A taxa de mortalidade é mais alta nos primeiros meses de vida (mortalidade infantil); essa taxa cai rapidamente e, por exemplo, é muito menor para crianças de 2 anos do que para

recém-nascidos. O mesmo acontece com circuitos eletrônicos, rolamentos, lâmpadas elétricas, etc.

Maturidade

Designada como Período de Taxa de Falhas Constante (ou período adulto). Durante este período, que normalmente abrange a maior parte da vida útil do componente ou sistema, a taxa de falhas é, aproximadamente, constante.

Corresponde à idade adulta nas populações humanas. Durante este período, a mortalidade, devida as causas aleatórias, verifica-se a uma taxa constante.

Desgaste

Designada como Período de Falhas devidas à Deterioração (ou período de envelhecimento).

É um período que se segue ao de taxa de falhas constante e durante o qual a taxa de falhas sobe rapidamente, devido a processos de deterioração (mecânica, elétrica, química, etc.).

As avarias, se não forem tomadas precauções prévias (manutenção preventiva), acabam por se suceder catastroficamente em toda a população.

2.3 Função Confiabilidade:

A confiabilidade constitui a probabilidade de funcionamento sem falhas durante um tempo t , cuja função designativa é:

$$R(t) = \exp \left(- \int_0^t \lambda(t') dt' \right) \quad (2.1)$$

$\lambda(t')$ → Taxa de falha

Se:

$$\lambda(t') = \text{constante} \quad \rightarrow \quad R(t) = \exp(-\lambda t) \quad (2.2)$$

Supõe-se que após a realização de uma manutenção preventiva o componente retorna à operação tão bom quanto novo (as-good-as-new). Isto implica que a taxa de falha em hot standby do componente assume valores do início de sua vida operacional. Do ponto de vista da manutenção preventiva, a consequência para o componente que sofreu manutenção no tempo T_m é que sua confiabilidade volta a evoluir com a tendência característica do tempo $t=0$. A figura abaixo esboça o comportamento típico da confiabilidade de um componente sujeito a manutenções preventivas periódicas em contraste com a confiabilidade de outro componente, estrutural e operacionalmente idêntico, contudo não sujeito a manutenções.

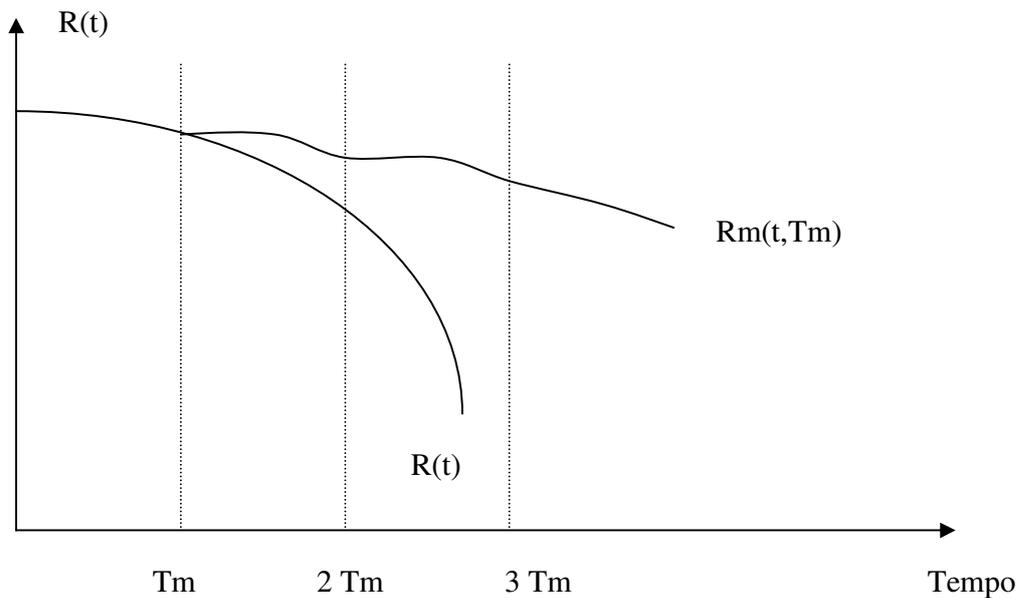


Fig. 2.2. Evolução da confiabilidade para um componente não reparável e outro sujeito a manutenções periódicas em tempos T_m .

2.4 Distribuição Weibull.

Nesta dissertação, nos utilizaremos uma distribuição probabilística específica que é usada extensivamente na análise de dados de vida, a distribuição Weibull. Com o nome do inventor, Waloddi Weibull, esta distribuição é usada frequentemente em engenharia de confiabilidade, análise de sobrevivência, e em outras áreas devido a sua versatilidade e simplicidade.

Existem outras formas de parametrizar a distribuição Weibull, mas a expressão mais geral é a da distribuição Weibull a dois parâmetros, dada pela expressão:

$$R(t) = \exp [-(t/\theta)^m] \quad (2.3)$$

Onde:

m é o fator de forma (fator de envelhecimento).

θ é a vida característica.

Nesta dissertação será usada a distribuição Weibull a dois parâmetros, onde m é o fator de forma (fator de envelhecimento) do componente e θ será a vida característica (vida útil) do componente.

Capítulo 3.

MODELO DE CONFIABILIDADE E CUSTO.

3.1 Modelo de Confiabilidade para Manutenção a Nível de Componentes.

Neste trabalho, usamos a abordagem proposta por Lapa *et alii* (1999, 2000a) para o cálculo de confiabilidade de um componente em uma determinada política de prevenção. Este modelo consiste em uma generalização de um modelo tradicional proposto por Lewis (1996) propiciando o cálculo da confiabilidade para qualquer intervalo de tempo e não apenas manutenções periódicas.

Considere $R(t)$ a confiabilidade de um componente que é suscetível a sofrer manutenção corretiva, ou seja, submetido a uma política de manutenção corretiva, mas não objeto de qualquer manutenção em um tempo t . $T_m(i)$ é a data marcada para a manutenção i ésima do componente m e $T_m(ult)$ é a última data de manutenção do componente m até intervenção realizada no tempo t . Então, ult é exatamente o número de manutenções até o tempo t . Por isso, a equação (3.1), inclui essa hipótese:

$$R_m[t, T_m(i), T_m(ult)] = R[t - T_m(ult)] \prod_{i=1}^{ult} R[T_m(i) - T_m(i - 1)], \quad T_m(ult) \leq t < T_{mis} \quad (3.1)$$

Como temos a intenção de estudar a influência da manutenção sofrida por um componente do sistema durante toda a operação, assumimos que o componente está fora de operação durante o período de manutenção $\Delta m(i)$. Também consideramos uma probabilidade p de fazer uma manutenção não satisfatória, equação (3.2):

$$R_m[t, T_m(i), T_m(\text{ult})] = \begin{cases} R[t - T_m(\text{ult})](1 - p)^{\text{ult}} \prod_{i=1}^{\text{ult}} R[T_m(i) - T_m(i - 1)], & T_m(\text{ult}) \leq t < T_{\text{mis}} \\ 0, & T_m(i) \leq t \leq T_m(i) + \Delta_m(i) \end{cases} \quad (3.2)$$

Note que a equação (3.2) não é exatamente a componente da confiabilidade, uma vez que ela é uma função de distribuição cumulativa e não pode retornar valores menores do que os já obtidos.

Assim, a equação (3.2) representa tanto a confiabilidade durante o funcionamento como durante o estado não operacional, (período de manutenção).

O fator p (probabilidade de manutenção insatisfatória), introduz uma nova condição, no qual considera que uma manutenção pode, por vezes, não contribuir ou até mesmo prejudicar a confiabilidade do sistema. A fim de permitir a avaliação dos limites e restrições que podem ser geradas por esta condição ao longo da manutenção de um componente, o exame desta condição é analisado considerando o método de intervalo flexível (FIM), utilizando a equação (3.2) durante os tempos e o componente de funcionamento:

$$\begin{aligned} R_m[t, T_m(i), T_m(\text{ult})] \\ = R[t - T_m(\text{ult})](1 - p)^{\text{ult}} \prod_{i=1}^{\text{ult}} R[T_m(i) - T_m(i - 1)] \end{aligned} \quad (3.3)$$

Considerando que a confiabilidade de componentes sob efeitos de envelhecimento podem ser representados por uma distribuição Weibull e admitindo $p \ll 1$, e conseqüentemente $(1 - p)^{\text{ult}} \approx \exp^{-p \text{ult}}$, obtemos:

$$\begin{aligned}
R_m[t, T_m(i), T_m(\text{ult})] &= \exp\left[-((t - T_m(\text{ult}))/\theta_j)^{m_j}\right] \exp[-p(\text{ult})] \\
&\times \left[\prod_{i=1}^{\text{ult}} \exp[-((T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j)^{m_j}] \right]
\end{aligned}
\tag{3.4}$$

Onde: m e Θ são o fator de envelhecimento (fator de forma) e a característica de vida do componente.

Operando a exponencial, temos:

$$\begin{aligned}
R_m[t, T_m(i), T_m(\text{ult})] &= \exp\left[-((t - T_m(\text{ult}))/\theta_j)^{m_j} + (-[p(\text{ult})] \right. \\
&\quad \left. + \sum_{i=1}^{\text{ult}} [-(T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j]^{m_j}) \right]
\end{aligned}
\tag{3.5}$$

A fim de avaliar os ganhos devido à prática de manutenção preventiva, uma vez por componente em envelhecimento sob efeito m é superior a 1, é necessário calcular a relação entre confiabilidade de um componente que sofra manutenções ($R_m [t, T_m(i), T_m(\text{ult})]$) e aquelas relacionadas a um componente que não sofram qualquer trabalho de manutenção ($R(t)$):

$$\frac{R_m[t, T_m(i), T_m(\text{ult})]}{R(t)} = \frac{\exp\left[-((t - T_m(\text{ult}))/\theta_j)^{m_j} + \left(-[p(\text{ult})] + \sum_{i=1}^{\text{ult}} [-(T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j]^{m_j}\right)\right]}{\exp[-(t/\theta_j)^{m_j}]}$$

(3.6)

No tempo exatamente após a última manutenção obtemos:

$$\frac{R_m[T_m(\text{ult})]}{R[T_m(\text{ult})]} = \exp\left[-[p(\text{ult})] + [T_m(\text{ult})/\theta_j]^{m_j} + \sum_{i=1}^{\text{ult}} [-(T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j]^{m_j}\right]$$

(3.7)

A fim de ter manutenções eficazes, a relação deve ser superior a um. Para isto, o expoente do lado direito na equação (3.7) deve ser positivo:

$$-[p(\text{ult})] + [T_m(\text{ult})/\theta_j]^{m_j} + \sum_{i=1}^{\text{ult}} [-(T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j]^{m_j} > 1$$

(3.8)

assim:

$$p < \frac{\sum_{i=1}^{ult} [-((T_m(i) - T_m(i-1))/\theta_j)^{m_j}] - [T_m(ult)/\theta_j]^{m_j}}{ult} \quad (3.9)$$

Note que a desigualdade (3.9) não depende apenas da distribuição Weibull, do número de parâmetros e manutenções. Neste caso, esta desigualdade depende funcionalmente sobre *ult* variável e, conseqüentemente, podem assumir diferentes valores ao longo da manutenção. Até agora, a política de manutenção tem sido feita relativamente a esta condição. Neste trabalho, é nosso objetivo que a metodologia de otimização irá automaticamente manusear esta condição para um dado valor de *p*.

3.2 Avaliação global para a política de manutenção a nível de sistemas

O modelo introduzido anteriormente equação (3.4) descreve o comportamento de um único componente submetido a uma determinada política de manutenção. No entanto, o objetivo deste trabalho é a estimativa da disponibilidade de sistemas com vários componentes. Para estimar a probabilidade de falha do sistema, qualquer combinação entre os componentes do estado (em funcionamento ou testes), algumas técnicas de avaliação globais devem ser utilizadas a fim de representar o sistema global da confiabilidade equação (3.10), como uma função confiabilidade de cada componente equação (3.4):

$$R_{\text{sis}} = \text{fun}\{R_m^1[t, T_m(ult), T_m(i)]; R_m^2[t, T_m(ult), T_m(i)]; \dots R_m^x[t, T_m(ult), T_m(i)]\} \quad (3.10)$$

Onde *x* é o número de componentes do sistema.

3.3 O modelo de custos baseado em confiabilidade

Inicialmente, uma estimativa dos custos para um determinado modelo de política de manutenção para um único componente é desenvolvido, como mostra a fig. 3:

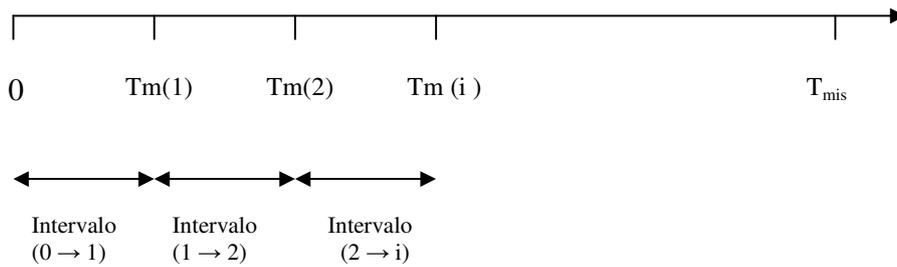


Fig 3.1: Manutenções ao longo de um componente

A probabilidade de não falhar ao longo do intervalo entre iniciar a operação e manutenção da primeira data $T_m(1)$ pode ser expresso por:

$$R[T_m(1)] = P\{t_{falha} \geq T_m(1)\} \quad (3.11)$$

t_{falha} é o período de tempo até a falha do componente.

Considerando C_m e C_r , respectivamente, como os custos relativos a manutenções preventivas e reparação (se for o caso), o custo total, C_T , refere à componente da operação durante o intervalo entre o início do seu funcionamento e ao tempo que sofre a primeira manutenção $T_m(1)$, indicada pelo índice $(0 \rightarrow 1)$, é dado por:

$$C_T^{0 \rightarrow 1} = C_m^{0 \rightarrow 1} R[T_m(1)] + C_r^{0 \rightarrow 1} \{1 - R[T_m(1)]\} \quad (3.12)$$

Generalizando esse conceito aos outros intervalos, temos de definir uma probabilidade condicional. Então, $R[t|T_m(1)]$ representa a probabilidade de o sistema falhar até o tempo t , considerando-se que não fracassou até $T_m(1)$:

$$R[t|T_m(1)] = P\{t_{falha} > T_m(1) + t | t_{falha} > T_m(1)\} \quad (3.13)$$

Aplicando algumas propriedades de probabilidade temos:

$$R[t|T_m(1)] = R[T_m(1) + t] / R[T_m(1)] \quad (3.14)$$

Usando $t = T_m(2) - T_m(1)$, na equação (3.14), podemos estender a equação (3.12) para o intervalo entre a primeira e a segunda manutenção (intervalo $1 \rightarrow 2$) como segue:

$$C_T^{1 \rightarrow 2} = C_m^{1 \rightarrow 2} \left\{ \frac{R[T_m(2)]}{R[T_m(1)]} \right\} + C_r^{1 \rightarrow 2} \left\{ 1 - \left\{ \frac{R[T_m(2)]}{R[T_m(1)]} \right\} \right\} \quad (3.15)$$

Generalizando equação (3.15) para o $'ult + 1'$ intervalos entre manutenções, sendo uma entre a última manutenção e ao final da missão, obtemos:

$$\begin{aligned}
C_T^{0-T_{\text{mis}}} &= \sum_{j=1}^{\text{ult}} C_m^{(j-1) \rightarrow j} \{R[T_m(j)]/R[T_m(j-1)]\} \\
&+ C_r^{(j-1) \rightarrow j} \{1 - R[T_m(j)]/R[T_m(j-1)]\} \\
&+ C_r^{\text{ult} \rightarrow T_{\text{mis}}} \{1 - [R[T_{\text{mis}}]/R[T_m(\text{ult})]]\}
\end{aligned}
\tag{3.16}$$

Onde $T_m(0)$ é a data de início da missão.

Considerando que, durante o último intervalo $T_m(\text{ult}) \rightarrow T_{\text{mis}}$, um custo de manutenção corretiva (reparação) é adicionado, e a equação (3.16) avalia o custo previsto para um componente, que sofre uma ult manutenção preventiva em tempos $T_m(j)$ onde $j = 1, \dots, \text{ult}$ ao longo da duração de uma missão.

Para considerar vários aspectos, tais como a reparação e a duração da manutenção no modelo de custo, é necessário analisá-lo juntamente com o modelo de confiabilidade equação (3.10), que também lida com tais características. Mais detalhes sobre a interligação entre esses dois modelos são descritos mais tarde, juntamente com a definição da função objetivo.

Note que essa ligação é desejável, considerando que o modelo de custos considera a missão como uma soma de intervalos entre as manutenções. O impacto dos cortes em todo o sistema é negligenciada.

Em um sistema composto por x componentes, o custo total para funcionamento do sistema é a soma dos custos totais para cada componente, portanto, integrando em x , temos:

$$\begin{aligned}
C_{T_{\text{sis}}}^{0 \rightarrow T_{\text{mis}}} &= \sum_{Q=1}^X C_T^{0 \rightarrow T_{\text{mis}}} \\
&= \sum_{Q=1}^X \left\{ \sum_{j=1}^{\text{ult}} C_{mQ}^{(j-1) \rightarrow j} [R_Q[T_{mQ}(j)]/R_Q[T_{mQ}(j-1)]] \right. \\
&\quad + C_{rQ}^{(j-1) \rightarrow j} \{1 - [R_Q[T_{mQ}(j)]/R_Q[T_{mQ}(j-1)]]\} \\
&\quad \left. + C_{rQ}^{\text{ult} \rightarrow T_{\text{mis}}} \{1 - [R_Q[T_{\text{mis}}]/R_Q[T_{mQ}(\text{ult})]]\} \right\}
\end{aligned}
\tag{3.17}$$

Onde Q é o índice do componente e j o índice da manutenção.

Capítulo 4.

Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

PSO Padrão

O algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO), proposto por Kennedy e Eberhart (1995), foi inspirado no comportamento de enxames biológicos e em aspectos de suas adaptações sociais. Apesar de ser classificado como algoritmo evolucionário, que tradicionalmente têm sua força na competição (competição Darwiniana) entre os indivíduos, o PSO utiliza a estratégia de colaboração para evoluir.

Abaixo estão os três princípios básicos relativos a componente social: avaliação, comparação e imitação.

Avaliação

O estímulo à tendência de avaliar em positivos e negativos, atrativos ou repulsivos é a maior característica e a mais encontrada nos organismos vivos. Mesmo uma bactéria é capaz de ficar agitada, movendo-se de um lado a outro quando o ambiente ao qual ela está submetida apresenta-se nocivo à sua estrutura. O aprendizado não pode acontecer, a menos que o organismo possa avaliar, ou seja, distinguir características no ambiente que sejam

atrativas ou repulsivas, entendendo a escala de “bom até ruim”. A partir deste ponto de vista, o aprendizado pode ser definido como a mudança que possibilita o organismo a incrementar sua capacidade de avaliar o seu próprio ambiente.

Comparação

A teoria de comparação social por Festinger (1954) apresenta alguns padrões de medida que as pessoas utilizam com as outras para se compararem, e também explica como a comparação aos outros pode servir como um tipo de motivação para o aprendizado e mudanças. Porém, esta mesma teoria na sua forma original, não está sedimentada de maneira simples a ser testificada ou reformulada, além disso, algumas poucas previsões oriundas da teoria ainda não foram confirmadas, no entanto, ela serve como espinha dorsal para outras teorias sociais subseqüentes.

A população em sua maioria pensa e age, julgam uns aos outros através de comparações, avaliam-se quanto à aparência, saúde, humor, inteligência, e outros aspectos como opinião e habilidades. Dentro deste conceito, foram delineados os indivíduos, tanto no modelo de cultura adaptativa, como no enxame de partículas, ou seja, indivíduos que se comparam entre si, usando suas medidas e críticas, e para o fim imitando somente os vizinhos considerados superiores a eles próprios. Os padrões para comportamentos sociais são feitos por comparação com outros, e esta idéia está inserida nos modelos de otimização por enxame de partículas.

Imitação

A imitação está presente em toda a natureza, esta é a forma efetiva com que se aprende a realizar ou produzir algo. Como Lorenz (1973) destacou, apenas algumas classes de animais são capazes de realmente imitar. De fato, ele citou apenas os pássaros e humanos como capazes de fazer isso. Existem algumas variações de aprendizado que podem ser encontradas na natureza, mas nenhuma se compara à capacidade humana de imitar o outro, ao exemplo dos macacos que repetem as ações que eles podem ver, mas os humanos imitam as perspectivas de outros indivíduos, copiam seus propósitos e executam os mesmos comportamentos em momentos apropriados `auto-superação ou sobrevivência.

Usando a combinação dos princípios acima, foi possível, mesmo com o uso de sociedades simplificadas, criar programas computacionais, capazes de se adaptar a desafios complexos, resolvendo problemas extremamente complicados.

No PSO, simula-se um enxame de estruturas candidatas a solução, chamadas “partículas”, que “voam” em um espaço n -dimensional (o espaço de busca do problema de otimização), atraídas por regiões de alto valor de adaptação.

A “posição” da partícula representa a própria candidata a solução, enquanto a topologia do espaço de busca é dada pela função objetivo do problema. A cada partícula também é atribuída uma “velocidade”, onde se encontram as informações de direção e taxa de

mudança de posição em função do “tempo”, e o atributo de *performance* (ou adequação), obtido pela avaliação da função objetivo na posição da partícula.

A mudança da posição da partícula e de sua velocidade é guiada por sua própria experiência (informação histórica das regiões boas e ruins pelas quais a partícula já passou), bem como pela observação de seus vizinhos bem sucedidos.

Sejam $\vec{X}_i(t) = \{x_{i,1}(t), \dots, x_{i,n}(t)\}$ e $\vec{V}_i(t) = \{v_{i,1}(t), \dots, v_{i,n}(t)\}$, respectivamente, a posição (o próprio vetor candidato a solução) e a velocidade (sua taxa de mudança) da partícula i no tempo t , em um espaço de busca n -dimensional. Considerando-se também $\overrightarrow{pBest}_i(t) = \{pBest_{i,1}(t), \dots, pBest_{i,n}(t)\}$, a melhor posição já encontrada pela partícula i até o tempo t e $\overrightarrow{gBest}_i(t) = \{gBest_{i,1}(t), \dots, gBest_{i,n}(t)\}$ a melhor posição já encontrada pelo enxame até o tempo t . As regras de atualização do PSO para a velocidade e posição, no PSO, são dadas por:

$$v_{i,n}(t+1) = w \cdot v_{i,n}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pBest_{i,n}(t) - x_{i,n}(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gBest_{i,n}(t) - x_{i,n}(t)) \quad (4.1)$$

$$x_{i,n}(t+1) = x_{i,n}(t) + v_{i,n}(t+1) \quad (4.2)$$

onde r_1 e r_2 são números randômicos uniformemente distribuídos entre 0 e 1. Os coeficientes c_1 e c_2 são as constantes de aceleração (geralmente chamadas de aceleração cognitiva e social, respectivamente) relativas a \overrightarrow{pBest} e \overrightarrow{gBest} respectivamente, w é o peso inercial (ou simplesmente inércia) aplicado à velocidade anterior da partícula.

Valores elevados de w promovem a exploração e prospecção globais, enquanto que valores baixos conduzem a uma busca local. Uma aproximação comumente utilizada para aumentar a performance do PSO, promovendo um balanço entre a busca global e local, consiste em inicializar w com um valor alto e ir decrescendo (linearmente) durante a execução do PSO, conforme mostra a Equação (4.3):

$$w = \begin{cases} w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} iter, & iter \leq iter_{\max} \\ w_{\min}, & iter > iter_{\max} \end{cases} \quad (4.3)$$

Onde $iter$ é a iteração corrente e $iter_{\max}$ é o número máximo de iterações.

Valores muito altos de velocidade podem fazer com que a partícula tente “voar” para fora do espaço de busca. Neste caso, algumas estratégias podem ser utilizadas, como “parar” a partícula nos limites do espaço de busca ou, mais natural e eficiente, refletir a partícula para dentro do espaço de busca, conforme ilustrado na Figura 4.1, que considera busca em 2 dimensões.

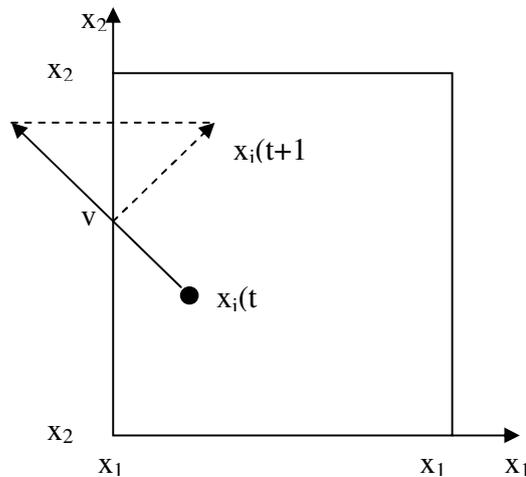


Fig 4.1 – Reflexão de uma partícula nas “bordas” do espaço de busca.

Tal tratamento, entretanto, pode ocasionar a necessidade de várias reflexões em caso de velocidades muito altas, podendo diminuir a eficiência do PSO. Torna-se adequado, então, uma limitação do valor da velocidade da partícula em um valor máximo (V_{MAX}). Quando a velocidade exceder este limite, ela será fixada em V_{MAX} .

No algoritmo do PSO, o enxame é inicializado aleatoriamente (posições e velocidades). Então, enquanto o critério de parada (no caso um número máximo de iterações) não é atingido, executa-se um *loop* contendo os seguintes passos:

- i. Partículas são avaliadas de acordo com a função objetiva, e os valores de aptidão de cada partícula são determinados;
- ii. valores de \overrightarrow{pBest} e \overrightarrow{gBest} são atualizados; e
- iii. partículas são movimentadas de acordo com as equações de atualização para a velocidade e posição (Equações (4.1) e (4.2)).

Capítulo 5

MODELAGEM DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.

Neste trabalho, optou-se por um sistema eletro-mecânico clássico (que se encontra em standby) composto de três bombas e quatro válvulas os quais formam um conjunto interligado de componentes dispostos em dois trens básicos com possibilidade de bypass, Sistema de injeção de segurança de alta pressão (“High Pressure Injection System” (HPIS)). As características operacionais utilizadas, tais como: tempo de um teste, tempo de um reparo, taxas de falha em standby e taxas de falhas em operação, são valores fictícios, porém foram baseados em valores típicos da literatura para componentes semelhantes (HARUNUZZAMAN E ALDEMIR, 1996). A figura 5.1 retrata o diagrama esquemático do sistema proposto.

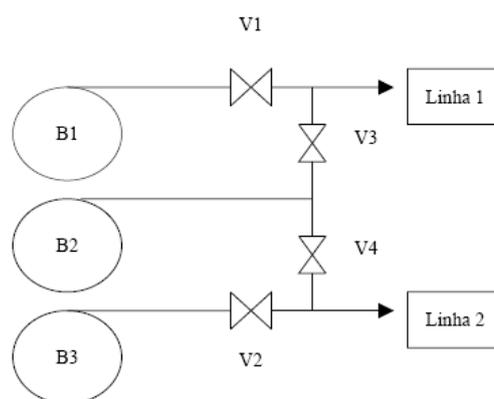


Fig. 5.1- Diagrama simplificado do sistema HPIS

O arcabouço representativo da política de agendamento candidatas à solução dos problemas propostos, tanto para manutenção quanto para os testes periódicos, foge ao que, tradicionalmente, se tem praticado na discretização de variáveis em problemas de otimização numérica. Isto se dá porque com a nova abordagem de intervalos flexíveis não se deve determinar a frequência de intervenções (tanto faz se fez manutenção ou teste) e sim estabelecer quantas e a que instantes seriam tais paradas.

No trabalho de Lapa et al (2006), foi utilizada uma modelagem genética tal que o tempo precisou ser discretizado em passos de 15 dias, ou seja, para cada componente, uma lista de valores (tempos) múltiplos de 15 determinava o seu agendamento de parada. Tal limitação deveu-se à modelagem utilizada para o genótipo.

A utilização de PSO no lugar de AG, entretanto, torna-se um desafio, dado que o mesmo (PSO) é uma técnica de otimização numérica para variáveis reais, em espaço contínuo. Nada parecido com a modelagem de Lapa et al (2006) poderia, portanto, ser utilizado.

A modelagem foi feita como se segue. Primeiramente foi estabelecido um número máximo de 23 intervenções para cada componente do sistema. Desta forma, para os 7 componentes poderíamos ter até 161 (7×23) manutenções agendadas. Assim sendo, um candidato à solução poderia ser um vetor de até 161 elementos.

O espaço de busca do PSO deve possuir, portanto, 161 dimensões. Logo, o vetor de posição é dado por $X = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_{160}\}$. Onde existem 23 elementos para cada um dos componentes do sistema, conforme Figura 5.2.

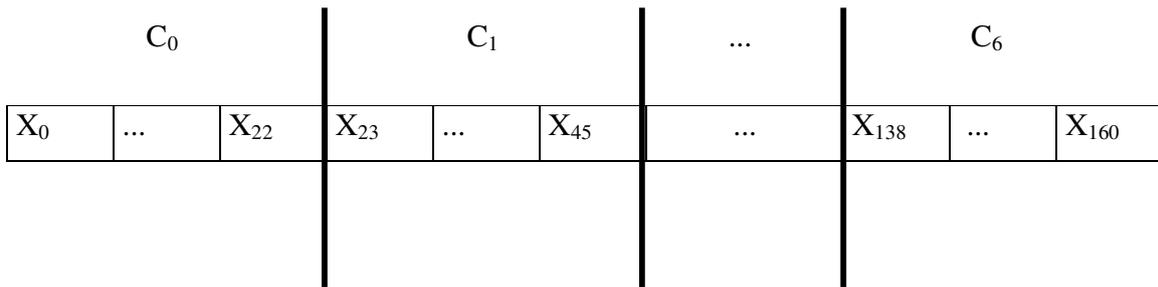


Fig 5.2: Modelagem do vetor X

A decodificação do vetor de posição em agendamentos dos 7 componentes não é direta. Note que cada componente possui 23 posições do vetor X . Entretanto, isso não significa que todos devem parar 23 vezes. O vetor X precisa ser decodificado em 7 agendamentos de no máximo 23 paradas.

Foi considerada uma jornada de 540 dias, e um passo de tempo de 1 dia. Assim sendo, a codificação/decodificação do candidato à solução se dá como a seguir:

- i) os elementos do vetor X são números reais (pois precisam ser) entre -540 e 540 ;
- ii) cada valor real deve ser arredondado para o inteiro mais próximo;
- iii) valores entre 1 e 540 significam dias válidos para parada;
- iv) valores não-positivos não significam paradas (é desta forma que consegue-se uma quantidade de intervenções menor que 23 por componente);
- v) valores repetidos para o mesmo componente são desconsiderados;

A Figura 5.3 exemplifica a decodificação de um vetor X em agendamento.

Vetor X:

x0	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	C1											...	C6	
32.1	-18	95.7	200	-30	-9.1	-123	301	260	-11	-521	123	498	-23	-91	-510	15.9	350	200	-10	-89	380	10

Manutenções Válidas:

											C1											...	C6	
32	-	96	200	-	-	-	301	260	-	-	123	498	-	-	-	16	350	200	-	-	380	10

Lista de manutenções: ordenada e sem repetições:

											C1											...	C6	
10	16	32	96	123	200	260	301	350	380	498	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Fig. 5.3 - Decodificação de um vetor X em agendamento

5.1 Função Objetivo:

A função de avaliação de um determinado candidato à solução (função objetivo), é uma soma ponderada, que considera a não confiabilidade média de todo o sistema ao longo da missão e os custos totais relacionados com a proposta de manutenção.

A equação (5.1) apresenta o impacto integrado de uma determinada política de manutenção durante a confiabilidade dos sistemas

$$Fun = T_{mis}^{-1} \int_0^{T_{mis}} R_{sis} dt \quad (5.1)$$

A função objetivo, então, é uma combinação linear entre a equação (5.1) e os custos totais relacionados com a política de manutenção.

$$fit = W_d (1 - Fun) + W_c CT_{sis}^{0 \dots T_{mis}} \quad (5.2)$$

Onde W_d e W_c são respectivamente, os pesos da não confiabilidade e custos totais de manutenção dos componentes e servem para colocar a não confiabilidade e custos totais na mesma ordem de grandeza.

Note que W_d varia entre 0 e 1 e W_c varia entre 0 e $1/(N_COMP * MAX_INT)$, onde N_comp é o número de componentes e MAX_INT é o número máximo de intervenções.

Capítulo 6.

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA.

Neste capítulo são apresentados dois estudos de casos onde os modelos propostos são empregados em simulações envolvendo: i) uma situação hipotética para teste de consistência do método e ii) uma situação mais aproximada da realidade.

1º Estudo: Teste de consistência do modelo de confiabilidade.

Para mostrar a consistência da metodologia proposta, foi realizado um estudo supondo todos os $m=1$, ou seja, o componente não está envelhecendo, a manutenção não é favorável, e $p=0$, ou seja, todas as manutenções anteriores foram perfeitas. Neste caso espera-se teoricamente que nenhuma manutenção seja proposta.

Foram executados dez experimentos com sementes de randomização diferentes, com valores de aceleração cognitiva iguais a 2,0 ($C_1=C_2=2,0$), e parâmetro de inércia W caindo de 0,8 até 0,2 no decorrer de 2000 iterações.

Em todos os casos, o resultado esperado, ou seja, nenhuma manutenção para componentes foi encontrada, provando a coerência da metodologia proposta.

Para efeito de ilustração, um gráfico de convergência é apresentado na Figura 6.1, onde se observa a minimização da fitness, até a situação de ótimo (nenhuma manutenção).

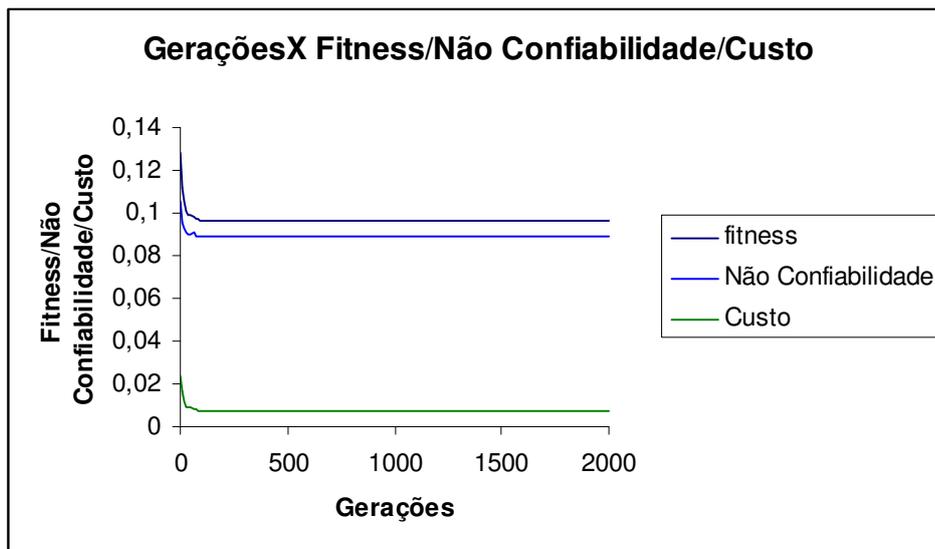


Fig.6.1 - Gerações X Fitness/Não confiabilidade./Custo

2º Estudo: Estudo de caso real.

Para o estudo de caso real, foram utilizados, valores típicos para taxas de falha e custos de manutenção e reparação, fatores de forma que indicam quanto o componente está envelhecendo, de acordo com Harunuzzaman e Aldemir (1996).

- Tempo de missão: 540 dias (18 meses), período médio entre as recargas.

- Tempos necessários para realização de uma manutenção (outage time):

Válvula: $T_{MV} = 8h$

Bomba: $T_{MB} = 24h$

- Parâmetros da Weibull:

m_V (válvulas) = 1,35

m_B (bombas) = 1,8

θ_V (válvulas) = 600 dias

θ_B (bomba) = 1800 dias. (vida característica)

Estes valores são compatíveis com o MTTF (tempo médio para falhar). Segundo as referências, o custo de uma manutenção preventiva em uma válvula, é oito vezes menor do que uma corretiva. E nas bombas, 13 vezes. Harunuzzaman e Aldemir (1996).

Dez estudos de casos com sementes de randomização diferentes foram realizados, com valores de aceleração cognitiva iguais a 2,0 ($C_1=C_2=2,0$), e parâmetro de inércia W caindo de 0,8 até 0,2 no decorrer de 2000 iterações. O resultado de cada experimento é disposto na tabela abaixo:

Exp.	Nº de partículas.	Sementes (seed)	Custo	Não conf.	Fitness
1	20	123456789	0.0056313	0.00448557	0.0101169
2	20	7622	0.00576458	0.00423274	0.00999732
3	20	777	0.00571318	0.00429454	0.0100077
4	20	13	0.00570311	0.00437837	0.0100815

5	20	13987	0.00583616	0.00408374	0.0099199
6	50	123456789	0.00576754	0.00423455	0.0100021
7	50	7622	0.00570256	0.00430842	0.010011
8	50	777	0.00584039	0.00400797	0.00984836
9	50	13	0.00570006	0.00432445	0.0100245
10	50	13987	0.00562846	0.00455739	0.0101859

Tabela 6.1: Resultado de dez estudos de casos com sementes de randomização diferentes usando populações de 20 e 50 partículas.

O gráfico abaixo mostra o resultado obtido da melhor fitness:

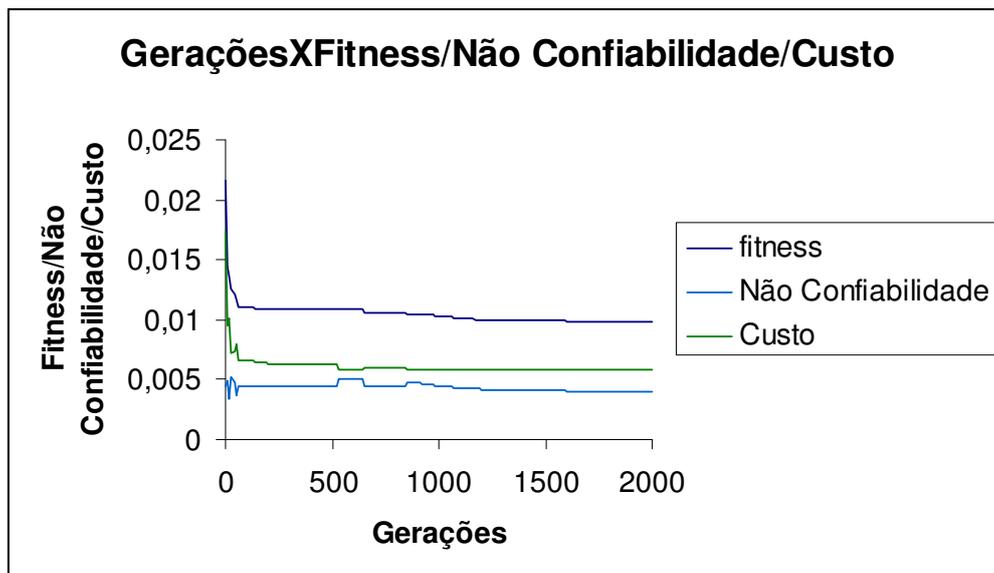


Fig 6.2 - Gerações X fitness/Não Confiabilidade./custo

É interessante observar pelo gráfico que, nas primeiras gerações, o PSO encontra configurações que minimizem custos e confiabilidade. Após estas gerações, no entanto, o

compromisso entre a minimização de custos e maximização de confiabilidade é observada. Logo após as primeiras centenas de gerações, começa haver um compromisso entre minimizar-se a probabilidade do sistema falhar ou se praticar outras políticas que minimizarão o custo com manutenções e reparos no sistema. Uma possível razão para isto é o fato de que a parcela que calcula o custo do sistema busca uma combinação de agendamentos para manutenções que minimiza individualmente o custo de cada componente sem considerar aspectos globais do sistema. Durante todo o processo de convergência, o PSO divide-se em contemplar políticas que minimizam a fitness a um custo um pouco maior ou oposto. As curvas do custo e da fitness possuem, após decorridas estas gerações, um comportamento quase estacionário, porém quando ocorrem variações estas se dão segundo um comportamento simétrico.

Observa-se que o PSO foi capaz de identificar algumas características do sistema e propor agendamentos adequados e inteligentes. Note, na tabela abaixo, que o PSO propõe um horário que seleciona componentes alinhados a submeter-se a manutenção ao mesmo tempo. Por exemplo: a bomba 1 pára junto com a válvula 1, enquanto que a bomba 3 pára junto com a válvula 2. Este fato demonstra que o PSO foi capaz de adquirir conhecimento especialista, certamente guiado pela função objetivo que é responsável pela maximização da confiabilidade.

MELHOR CONFIGURACAO ENCONTRADA:

FITNESS: -0.00984836 NÃO CONF.: 0.00400797 CUSTO: 0.00584039

Componente 0	Válvula 1	4 paradas	72-146-228-326
Componente 1	Válvula 2	4 paradas	73-148-226-331
Componente 2	Válvula 3	3 paradas	108-218-343
Componente 3	Válvula 4	3 paradas	107-216-342
Componente 4	Bomba 1	1 paradas	228
Componente 5	Bomba 2	2 paradas	132-281
Componente 6	Bomba 3	1 paradas	226

Tabela 6.2: Melhor configuração encontrada e tempo de parada de cada componente

Voltando ao gráfico da figura 6.2, pode-se observar que o custo parece ter uma influência mais forte na otimização, fazendo com que a indisponibilidade fique em segundo plano, com uma minimização pouco acentuada. A ênfase no custo também pode ser percebida no melhor agendamento encontrado, que sugere um número relativamente baixo de manutenções.

Visando diminuir consideravelmente a influência do custo, reduziu-se o peso do mesmo, W_c , a $1/25$ de seu valor máximo (usado até então). Mantendo inalterados os outros parâmetros dos experimentos iniciais, obtivemos os resultados apresentados nas tabelas 6.3 e 6.4 e figura 6.3.

Exp.	Nº de Partículas.	Seed (sementes)	Custo	Não Conf.	Fitness
1	50	123456789	0.000422884	0.00206422	0.0024871
2	50	7622	0.000498632	0.00168114	0.00217977
3	50	777	0.000497344	0.00157986	0.0020772
4	50	13	0.000459859	0.00175532	0.00221518
5	50	13987	0.000450358	0.00171411	0.00216447

Tabela 6.3- Resultados de 5 experimentos com sementes de randomização diferentes

MELHOR CONFIGURACAO ENCONTRADA:

FITNESS: -0.0020772 NÃO CONF.: 0.00157986 CUSTO: 0.000497344

Componente 0	Válvula 1	6 paradas	48-92-145-202-287-368
Componente 1	Válvula 2	9 paradas	47-91-136-177-208-240-273-310-360
Componente 2	Válvula 3	12 paradas	46-90-138-178-212-250-288-319-347-385-426-463
Componente 3	Válvula 4	8 paradas	57-112-174-223-277-329-382-447
Componente 4	Bomba 1	4 paradas	92-202-287-368
Componente 5	Bomba 2	5 paradas	55-111-171-239-329
Componente 6	Bomba 3	6 paradas	60-115-177-240-273-360

Tabela 6.4- Melhor agendamento encontrado.

A figura 6.3 mostra o comportamento da fitness, indisponibilidade e custo deste experimento.

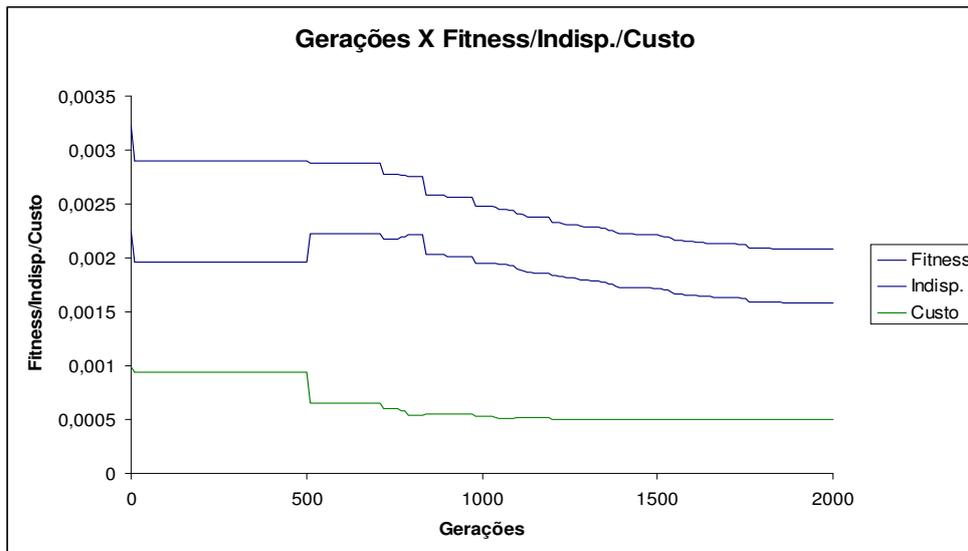


Figura 6.3 - Geração X Fitness/Indisponibilidade/Custo

De fato, pode-se observar uma queda mais acentuada na indisponibilidade, que, em alguns pontos mantêm a simetria com a queda/subida do custo.

O fato de o custo ser menos enfatizado leva a uma maior quantidade de manutenções, tornando o problema de otimização ainda mais complexo. Contudo, observa-se na tabela 4, a capacidade do modelo descobrir componentes alinhados, onde aproveita para fazer paradas conjuntamente. Note que todas as paradas da bomba 1 acontecem junto com a válvula 1 e quase todas da bomba 3, com a válvula 2, demonstrando uma boa aquisição de conhecimento.

Capítulo 7

Conclusões e Recomendações.

Mediante os resultados obtidos nesta dissertação, mostramos a eficiência com que o PSO lida com a resolução de agendamentos de intervenções onde a fitness é avaliada pelo modelo probabilístico (Lapa2001b, 2002).

O PSO conseguiu, mesmo em um problema mais complicado, como o caso real, alinhar componentes em série, Ou seja, agendar para o mesmo dia manutenções em componentes de um mesmo trem. Por outro lado, o PSO verifica que componentes em paralelo devem parar separadamente, para manter a disponibilidade do sistema.

Outra motivação para o uso do PSO em problemas de otimização de agendas está na simplicidade do código, que ao contrário do AG que possui restrições com espaços contínuos de busca, tornando a programação muito mais complexa para estes tipos de problema.

Sustentando a afirmação que a adoção de uma ferramenta que ajude na obtenção de uma política otimizada de testes periódicos está diretamente associada à gestão estratégica do conhecimento, acredita-se que o conjunto de resultados gerados aqui é bastante útil para a formação de conhecimentos para a área, e dessa maneira, buscar-se-á garantir a continuidade das descobertas de conhecimentos e soluções e, aumentar o desempenho dos

sistemas estudados, que gradualmente vão sendo refinados no processo natural de evolução das metodologias de trabalho.

Como proposta para futuras investigações, sugere-se o estudo de situações mais realistas, onde os custos contemplam outros tipos de impactos obtidos por modelos mais elaborados. Outra possibilidade interessante é a investigação de uma modelagem multi-objetivo na busca de soluções, evitando a necessidade de combinar múltiplos critérios em uma única função objetivos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

DUTHIE, J. C., ROBERTSON, M. I., CLAYTON, A. M. AND LIDBURY, D. P. G., 1998, “Risk-based Approaches to Ageing and Maintenance Management”, *Nuclear Engineering and Design*, v.184, pp.27-38.

FESTINGER, L., 1954, “A Theory of social comparison processes”. *Human Relations*, 7, 117-140.

GOLDBERG, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, New York, Addison-Wesley.

HARUNUZZAMAN, M. AND ALDEMIR, T., 1996, “Optimization of Standby Safety System Maintenance Scheduling in Nuclear Power Plants”, *Nuclear Technology*, v.113, pp. *Engineering and System Safety*, v.47, pp.199-205.

KENNEDY, J., EBERHART, C. R., 2001, *Swarm Intelligence*, San Francisco, Morgan Kaufmann Publishers.

KUMAMOTO, H. AND HENLEY, E. J. 1996, *Probabilistic Risk Assessment and Management for Engineers and Scientists*, New York, IEEE Press.

LAPA, C. M. F. E FRUTUOSO E MELO, P. F., 1996, “Indisponibilidade do Sistema de Água de Alimentação Auxiliar de Angra-I Considerando Falhas de Causa Comum pelo

Modelo das Letras Gregas Múltiplas”. Em: *Anais da Conferência sobre Tecnologia de Equipamentos (COTEQ 96)*, pp. 207-210, Rio de Janeiro, Novembro.

LAPA, C. M. F. E FRUTUOSO E MELO, P. F., 1997, “Estudo da Importância e Sensibilidade dos dos Parâmetros Utilizados na Análise da Confiabilidade do Sistema de Água de Alimentação Auxiliar de Angra-I”, Em: *Anais do XI Encontro Nacional de Física de Reatores (XI ENFIR)*, Poços de Caldas, Brasil.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. E MOL, A. C. A., 1999, “Aplicação de Algoritmos Genéticos na Otimização da Política de Manutenções Preventivas de um Sistema Nuclear Centrada em Confiabilidade”, In: *Proceedings of the 15th Brazilian Congress of Mechanical* 62

LAPA, C. M. F., 1999, “Análise de Confiabilidade Considerando Falhas de Causa Comum – Estudo de Caso Envolvendo um PWR de 4 loops”, *Anais do VI - Congresso Geral de Energia Nuclear (CGEN 99)*, Belo Horizonte, Brasil.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. AND MOL, A. C. A., 2000a, “Maximization of a Nuclear System Availability through Maintenance Scheduling Optimization Using Genetic Algorithm”, *Nuclear Engineering & Design*, v.196, pp. 95-107.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. AND FRUTUOSO, P. F. M., 2000b, “Coupled Emergency Diesel Generators-Component Coolant Water System Maintenance Scheduling Optimization Using Genetic Algorithm”, In: *Proceedings of the Fourth FLINS (Fuzzy Logic and Intelligent Techniques in Nuclear Science) Conference on Intelligent Techniques and Soft Computing in Nuclear Science and Engineering*, pp. 519-526, Bruges, Belgium.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. E FRUTUOSO, P. F. M., 2001a, “Otimização de Política de Manutenção Preventiva de Sistemas Industriais por Algoritmos Genéticos usando um Modelo de Confiabilidade e Custos”, *Em: Anais do Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica (COBEM)*, Uberlândia, Brasil.

LAPA, C. M. F., SAMPAIO, P. A. B. DE, BOTELHO, D. A. AND PEREIRA, C. M. N. A., 2001b, “Dimensioning Reduced Scale Experiments Using Genetic Algorithms”. *Em: Anais do Congresso Ibero Latino Americano de Métodos Computacionais na Engenharia (CILAMCE)*, Campinas, Brasil.

63

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. AND FRUTUOSO, P. F. M., 2001c, “Surveillance and Diagnostic – Applied Research with Artificial Intelligence”. In: Da Ruan (ed.), *Surveillance Tests Policy Planning through Genetic Algorithms*, 1 ed., Kluwer Academic Publish.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. AND FRUTUOSO, P. F. M., 2001d, “Nuclear Power Plant Surveillance Tests Optimization by Genetic Algorithm: Application to the Brazilian Nuclear Power Plant Angra-1 Auxiliary Feed-Water System”, *International Journal of Intelligent System*.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A. AND FRUTUOSO, P. F. M., 2002, “Emergency Diesel Generation System Surveillance Test Policy Optimization through Genetic Algorithm Using the Non-Periodic Intervention Method and Considering Seasonal Constraints”, *In: Proceedings of ICONE10: Tenth International Conference on Nuclear Engineering*,

Arlington, Virginia, USA. April 14-18, 2002

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A., MELO, P. F. F., 2003, “*Surveillance Test Policy Optimization through Genetic Algorithm Using Non-Periodic Intervention Frequencies and Considering Seasonal Constraints*”, In: Reliability Engineering and System Safety.

LAPA, C. M. F., PEREIRA, C. M. N. A., BARROS, C. P., 2006, “*A model for preventive maintenance planning by genetic algorithms based in cost and reliability*” In: Reliability Engineering and System Safety.

LEWIS, E. E., 1996, *Introduction to Reliability Engineering*, New York, John Wiley & Sons.

LORENZ, K. (1973). *Behind the Mirror: A Search for a Natural History of Human Knowledge*. New York: Harcourt Brace Jovanovich.

MARCEL WAINTRAUB , ROBERTO SCHIRRU e CLÁUDIO M. N. A. PEREIRA, Multiprocessor Modeling of Parallel Particle Swarm Optimization Applied to Nuclear Engineering Problems, Progress in Nuclear Energy (2009). (aceito para publicação)

MARTORELL, S., CARLOS, S., SÁNCHEZ, A. AND SERRADELL, V., 2000, “Constrained Optimization of Test Intervals Using Steady-state Genetic Algorithm”, *Reliability Engineering & System*, v.67, pp. 215-232.

MARTORELL, S., MUNÓZ, A., AND SERRADELL, V., 1996, "Age-Dependent Models for

Evaluating Risks & Cost of Surveillance & Maintenance of Components", *IEEE*

Transactions on Reliability, v.45, n.3, pp. 433-441.

MUNÓZ, A., MARTORELL, S. AND SERRADELL, V., 1997, "Genetic Algorithms in

Optimizing Surveillance and Maintenance of Components", *Reliability Engineering &*

System, v.57, n.2, pp. 107-120.

PEREIRA, C. M. N. A., SCHIRRU, R. AND MARTINEZ, A. S., 1998, Learning an

Optimized Classification System from a Data Base of Time Series Patterns Using Genetic

Algorithms, In: Ebecken, N. F. F (ed), Data Mining, Computational Mechanics Publications,

WIT Press, Inglaterra, pp. 20-34.

PEREIRA, C. M. N. A. , SCHIRRU, R. AND MARTINEZ, A. S., 1999, "Basic

Investigations Related to Genetic Algorithms in Core Designs", *Annals of Nuclear Energy*,

v.26, n.3, pp.173-193.

PEREIRA, C .M. N. A E LAPA, C. M. F., 2000a, "Computação Evolucionária no Instituto de Engenharia Nuclear", Em: *Anais do XII Encontro Nacional de Física de Reatores (ENFIR)*,

Rio de Janeiro, Brazil.

PEREIRA, C. M. N. A. AND SCHIRRU, R, 2000b, "Designing Optimized Pattern

Recognition Systems By Learning Voronoi Vectors Using Genetic Algorithms". In: Ebecken,

N. F. F (ed), *Data Mining II*, 1 ed., Inglaterra, Computational Mechanics Publications, Wit

Press.

RAMAKUMAR, R., 1993, *Engineering Reliability: Fundamentals and Applications*. New Jersey, Prentice-Hall International.

SIQUEIRA, N. N., PEREIRA C. M. N. A., LAPA, C. M. F., 2005, “*The Particle Swarm Optimization Algorithm applied to Nuclear Systems Surveillance Test Planning*”,

YANG, J. E., SUNG, T. Y. AND JIN, Y. 2000, “ Optimization of the Surveillance Test Interval of the Safety Systems at the Plant Level”, *Nuclear Technology*, v.132, pp.352-365.