



**COPPE/UFRJ**

OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLOS CICLOS DA RECARGA DE REATORES TIPO  
PWR USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Rafael Pereira Baptista

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Nuclear, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Nuclear.

Orientadores:

Roberto Schirru

Claudio Marcio do Nascimento Abreu  
Pereira

Rio de Janeiro

Março, 2009

# **Livros Grátis**

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLOS CICLOS DA RECARGA DE REATORES TIPO  
PWR USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Rafael Pereira Baptista

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ  
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM  
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR.

Aprovada por:

---

Prof. Roberto Schirru, D.Sc.

---

Prof. Cláudio Marcio do Nascimento Abreu Pereira, D.Sc.

---

Prof. Jose Antonio Carlos Canedo Medeiros, D.Sc.

---

Prof. Fernando Carvalho da Silva, D.Sc.

---

Prof. Paulo Victor Rodrigues de Carvalho, D.Sc.

---

Prof. Wagner Figueiredo Sacco, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2009

Baptista, Rafael Pereira

Otimização de Múltiplos Ciclos da Recarga de Reatores  
Tipo PWR Usando Algoritmos Genéticos / Rafael Pereira  
Baptista. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009.

XI, 61 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Roberto Schirru

Claudio Marcio do Nascimento Abreu Pereira

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de  
Engenharia Nuclear, 2009.

Referencias Bibliográficas: p. 58-61.

1. Otimização. 2. Recarga Nuclear. 3. Recarga em  
Múltiplos Ciclos. I. Schirru, Roberto. *et al.* II. Universidade  
Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia  
Nuclear. III. Título.

*Dedico este trabalho aos meus verdadeiros amigos  
que tanto me ajudaram nessa caminhada e aos meus  
pais que puderam acompanhar os frutos dos seus  
investimentos.*

# Agradecimentos

*A Deus,  
que me ilumina e fortalece nos momentos que mais preciso.*

*Aos meus pais,  
pela preocupação e vibração a cada conquista.*

*À minha irmã,  
pela preocupação demonstrada à todos os momentos.*

*Ao Prof. Roberto Schirru,  
pelas oportunidades e confiança que a mim depositou por diversas vezes mesmo sem muito  
merecimento meu.*

*Aos grandes colegas do LMP,  
por tornar nosso ambiente de trabalho tão agradável.*

*E um agradecimento muito especial ao Professor e Amigo Claudio Marcio N. A. Pereira,  
que colocou-se ao meu lado em todos os momento de muita dificuldade, apoiando de forma  
incondicional todos os meus passos, chamando seriamente minha atenção aos erros e  
batalhando muito para o êxito deste trabalho. Dedicção e apoio dignos de  
um verdadeiro irmão.*

*Serei eternamente grato pela ajuda dos meus orientadores Roberto Schirru e Claudio Márcio  
a quem dedico integralmente o sucesso deste trabalho.*

*Um dos espetáculos mais belos do mundo é ver um adulto que aproveita todos os ensejos de preencher as lacunas da sua educação intelectual e que emprega todos os lazes e serões trabalhando para se tornar um homem de mais iniciativa, mais consciente, melhor preparado para o cumprimento da sua missão.*

Orison Swet Marden

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

## OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLOS CICLOS DA RECARGA DE REATORES TIPO PWR USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Rafael Pereira Baptista

Março/2009

Orientadores: Roberto Schirru

Claudio Marcio do Nascimento Abreu Pereira

Programa: Engenharia Nuclear

A recarga de um reator nuclear envolve um complexo problema de otimização cujo objetivo é rearranjar os elementos combustíveis disponíveis no núcleo do reator de forma a maximizar o seu aproveitamento. Tal problema tem sido resolvido com sucesso por técnicas de computação evolucionária, como os algoritmos genéticos, entre outras. Entretanto, as modelagens até então propostas tratam da otimização de um ciclo de queima de combustível, desconsiderando a interdependência entre ciclos subsequentes. Tal interdependência advém do fato de que os elementos mais queimados (aproximadamente 1/3 do total) são substituídos por elementos novos (frescos) e a identificação desses elementos só pode ser feita ao final da simulação do ciclo anterior.

Dada a complexidade dos processos físicos envolvidos, não se pode afirmar que seguidas otimizações independentes (de um ciclo) gerem resultados globalmente ótimos ao fim de dois ou três ciclos. Este fato motiva a investigação integrada da otimização de recarga para uma seqüência de ciclos consecutivos, que pode tornar-se mais eficiente do que otimizações independentes (de um ciclo).

Este trabalho de tese apresenta um estudo de viabilidade de uma metodologia para otimização em múltiplos ciclos a recarga de reatores tipo PWR. Através de benchmarks criados especialmente para este fim a metodologia foi avaliada mostrando-se efetiva na otimização. A aplicação a um problema envolvendo três recargas em um único processo de otimização demonstrou que a modelagem é capaz de lidar com problemas de complexidades condizentes com as esperadas em recargas múltiplos ciclos.



Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

## PWR MULTICYCLE FUEL RELOAD OPTIMIZATION BY GENETIC ALGORITHM

Rafael Pereira Baptista

March/2009

Advisors: Roberto Schirru

Claudio Marcio do Nascimento Abreu Pereira

Department: Nuclear Engineering

Nuclear reactor reload involves a complex optimization problem, whose objective is to arrange fuel elements in the reactor core aiming to maximize the burn up. Such problem has been successfully solved by means of evolutionary computation techniques, such as genetic algorithms among others. However, proposed methodologies consider a unique reload cycle, forgetting about interdependencies between subsequent cycles. Such interdependence arise from the fact that the most burn-out elements (approximately 1/3) are substituted by new (fresh) elements and identification of these elements can only be made at the end of previous cycle simulation.

Due to the complexity of involved physical processes, it is not possible to state that consecutive independent optimization process (one cycle) lead to a global optimum at the end of two or three cycles. This fact motivates the investigation of an integrated optimization of sequence of consecutive cycles, which can be more effective than independent (one cycle) optimizations.

This work presents the viability study of a methodology for multi-cycle reload optimization of a PWR reactor. Through especially developed benchmarks, the methodology could be evaluated, demonstrating to be effective for optimization. The application to a problem involving three reloads into an unique optimization process demonstrate that the modeling is able to deal with problems of magnitude comparable to those expected in multi-cycle reloads.

# Índice

<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>O PROBLEMA DA RECARGA EM MÚLTIPLOS CICLOS .....</b>	<b>10</b>
2.1 O PROBLEMA DA RECARGA DE UM ÚNICO CICLO.....	10
2.2 O PROBLEMA DA RECARGA EM MÚLTIPLOS CICLOS .....	18
<b>O PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE MÚLTIPLO COMO <i>BENCHMARK</i> PARA A METODOLOGIA DE OTIMIZAÇÃO PROPOSTA .....</b>	<b>21</b>
3.1 PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE SIMPLES (PCV) .....	22
3.2 PCV MÚLTIPLO .....	24
3.2.1 <i>BENCHMARK TIPO 1</i> .....	24
3.2.2 <i>BENCHMARK TIPO 2</i> .....	25
3.2.3 <i>BENCHMARK TIPO 3</i> .....	28
<b>MODELAGEM DO PCV MÚLTIPLO VIA ALGORITMOS GENÉTICOS .....</b>	<b>32</b>
4.1 INTRODUÇÃO AO ALGORITMO GENÉTICO (AG) .....	32
4.2 MODELAGEM DO GA PARA O PCV UTILIZANDO CHAVES ALEATÓRIAS .....	35
<b>APLICAÇÃO DO AG NO PCV MÚLTIPLO .....</b>	<b>38</b>
5.1 APLICAÇÃO NOS <i>BENCHMARKS</i> TIPO 1 .....	38
5.2 APLICAÇÃO NO <i>BENCHMARK</i> TIPO 2 .....	40
5.3 APLICAÇÃO NO <i>BENCHMARK</i> TIPO 3 .....	42
5.4 AVALIAÇÃO GERAL .....	45
<b>MODELAGEM DO PROBLEMA DE RECARGA EM MÚLTIPLOS CICLOS VIA AG.....</b>	<b>46</b>
6.1 MODELAGEM AG PARA OTIMIZAÇÃO DE RECARGA DE 1 CICLO.....	46
6.2 MODELAGEM AG PARA OTIMIZAÇÃO DE RECARGA DE MÚLTIPLOS CICLOS .....	49
<b>APLICAÇÃO DO AG NO PROBLEMA DA RECARGA EM MÚLTIPLOS CICLOS.....</b>	<b>52</b>
<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>55</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>58</b>

# Lista de Figuras

Figura 1.1 – Contribuição das principais fontes de geração de eletricidade no mundo

Figura 1.2 – Geração de energia no Brasil

Figura 2.1 – Desenho Esquemático do Elemento Combustível.

Figura 2.2 – Representação esquemática do núcleo de Angra 1

Figura 2.3 – Ilustração do processo de avaliação de uma recarga de 3 ciclos.

Figura 3.1 – Arranjo de cidades do Benchmark – Bench2

Figura 3.2 – Agrupamentos dos arranjos de cidades do Benchmark – Bench2

Figura 3.3 – Arranjo de cidades do Benchmark – Bench3

Figura 3.4 – Possibilidade de agrupamento de cidades do Benchmark – Bench3

Figura 4.1 – Estrutura básica de um Algoritmo Genético

Figura 4.2 – Decodificação de um candidato a solução pelo processo de Chaves Aleatórias.

Figura 5.1 – Gráfico de convergência para o *Benchmark* Tipo 2

Figura 5.2 – Gráfico de convergência para o *Benchmark* Tipo 3

Figura 6.1 – Núcleo do reator tipo PWR Angra-1, com simetria de um-oitavo e posições dos elementos combustíveis numeradas.

Figura 6.2 – Decodificação de um candidato a solução pelo processo de Chaves Aleatórias: (a) antes da ordenação; (b) depois da ordenação.

Figura 6.3 – Núcleo do reator tipo PWR Angra-1, com simetria de um-oitavo e cada elemento (número central) inserido na respectiva posição (canto superior esquerdo).

Figura 6.4 – Proposta de modelagem de três ciclos consecutivos.

# Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Resultados para Bench1\_O30

Tabela 5.2 – Resultados para Bench1\_R48

Tabela 5.3 – Resultados para Bench2

Tabela 5.4 – Resultados para Bench3

Tabela 7.1 – Resultados preliminares do sistema de otimização acoplado ao código

RECNOB

Tabela 7.2 – Comparação entre resultado do AG e de um Especialista em recarga.

# Capítulo 1

## Introdução

A energia, principalmente a elétrica, é essencial para o desenvolvimento econômico-social e para uma melhor qualidade de vida. A demanda de eletricidade continua crescendo no mundo, apesar dos grandes esforços direcionados à eficiência energética e à economia de energia. Nos países em desenvolvimento, essa demanda deve continuar crescendo muito mais rapidamente do que nos atuais países de renda alta. Portanto, em meados deste século, os atuais países em desenvolvimento estão experimentando um aumento de dez vezes na sua capacidade instalada, em comparação a uma duplicação da capacidade nos atuais países de renda alta.

Levando-se em consideração a produção total de energia elétrica no mundo, a participação da energia nuclear saltou de 0,1% para 16% em 30 anos, fazendo-a aproximar-se da porcentagem produzida pelas hidrelétricas. De acordo com a Agência Internacional de Energia Atômica (AIEA) no final de 2005 havia 443 usinas nucleares em 31 países com capacidade total de geração da ordem de 369.552 MW e 26 unidades sendo construídas em 11 países que aumentarão essa capacidade em mais 20.958 MW.

Por isso, a energia nuclear já é a terceira fonte mais usada no mundo (16%), perdendo apenas para o carvão (40%) e para as hidrelétricas (18%). A figura 1.1 apresenta a contribuição das principais fontes de geração de eletricidade no mundo (AIEA, 2005).

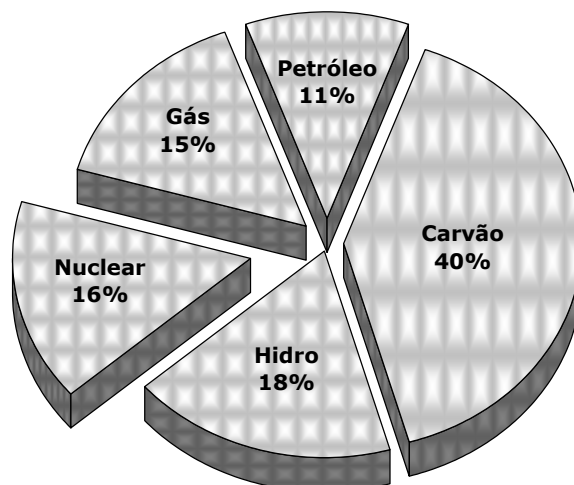


Figura 1.1 – Contribuição das principais fontes de geração de eletricidade no mundo

No Brasil, a carência de eletricidade tem crescido em proporções mais elevadas do que o potencial de geração e a economia (produto interno bruto), fato esse que deve continuar por um bom tempo no futuro, apesar dos esforços dos governos. Neste cenário, a energia nuclear, embora modesta por aqui (Figura 1.2), desponta como uma ótima fonte alternativa incorporando uma série de fatores ambientais positivos ao seu processo de geração.

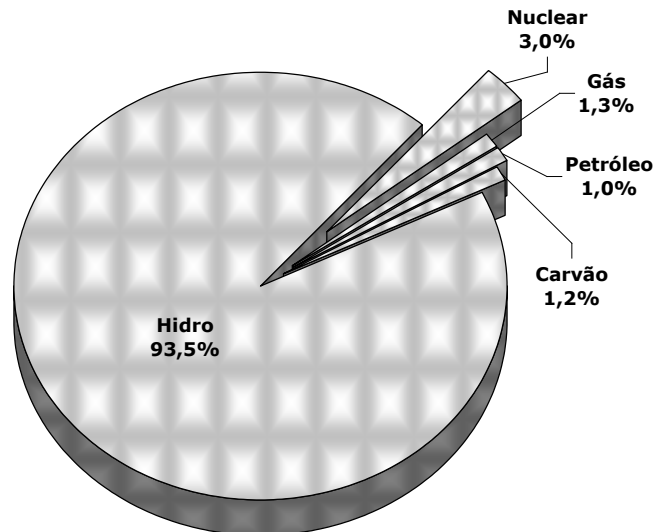


Figura 1.2 – Geração de energia no Brasil<sup>1</sup>

A energia nuclear no Brasil deve desempenhar um papel mais importante e estratégico no futuro com a construção da usina Angra 3 da Central Nuclear Almirante Álvaro Alberto em Angra dos Reis (CNAAA).

Uma forma de melhorar o desempenho das usinas nucleares é otimizar os seus ciclos de operação. Após um determinado período de tempo (ciclo de operação) não é mais possível manter a usina produzindo energia à plena potência. Faz-se necessário então, iniciar o processo de desligamento da usina para substituição de parte de seus elementos combustíveis (normalmente 1/3) por elementos combustíveis novos. Esse processo é conhecido com Recarga de Reatores Nucleares.

Neste momento, surge um problema – Problema de Otimização da Recarga de Reatores Nucleares – que, dentre outras coisas, consiste em determinar um arranjo combinando Elementos Combustíveis (EC) novos e parcialmente queimados no

<sup>1</sup> Fonte: AIEA PRIS 2004

núcleo, de forma a otimizar o próximo ciclo de operação da usina, garantindo que restrições operacionais e de segurança sejam respeitadas.

O problema da recarga é um complexo problema combinatório onde a dificuldade na descoberta de soluções cresce exponencialmente com a quantidade de EC envolvidos nele. Segundo J. N. Carter, existem aproximadamente  $10^{267}$  possíveis combinações de carregamento do núcleo de um reator nuclear (CARTER, 1997). Somado a isso, reatores nucleares possuem características altamente não lineares (POON e PARKS, 1992), significando que toda função-objetivo, bem como as restrições utilizadas para definir e quantificar os padrões de carregamento gerados possuirá inevitavelmente características não lineares. Uma consequência deste fato é o surgimento de numerosos pontos de mínimo (ou máximo) locais (GALPERIN, 1995).

Durante décadas, o problema de otimização da recarga do combustível nuclear foi solucionado somente através de otimização manual, onde especialistas utilizavam seus conhecimentos e experiências para construir configurações adequadas para o núcleo do reator, testando-as exaustivamente para verificar se as mesmas atendiam às restrições de segurança da usina. (DE LIMA, 2005)

A evolução verificada na informática a partir da década de 80, com o surgimento de processadores cada vez mais rápidos, propiciou o desenvolvimento de trabalhos que procuravam dar apoio ou até mesmo substituir o especialista na otimização da recarga nuclear, buscando assim uma maior automatização do processo.



Mas, como podemos observar também, o problema da recarga apresenta grandes dificuldades para a utilização dos métodos tradicionais de otimização, por isso ao longo das últimas décadas cada vez mais pesquisadores do campo da inteligência artificial vêm buscando formas de se empregar as técnicas evolucionárias em sua solução. (MACHADO, 2005)

Um trabalho de grande relevância, desenvolvido no início dos anos 90, que demonstrou a viabilidade de uma otimização automatizada, foi o código computacional FORMOSA – *Fuel Optimization for Reloads: Multiple Objectives by Simulate Annealing* – (KROPACZEK e TURINSKY, 1991). Este código utilizava a técnica do *Simulated Annealing* (SA) (KIRKPATRIK *et al*, 1983) para realizar o processo de otimização na busca de soluções para o problema da recarga nuclear.

No FORMOSA, durante o processo de otimização, os próximos candidatos a padrão de carregamento são gerados pela modificação de uma, duas ou três posições escolhidas aleatoriamente no padrão de carregamento atual. Se uma única posição é escolhida, a orientação e/ou o número de venenos queimáveis do elemento combustível (se este for novo) são trocados aleatoriamente e o novo padrão de carregamento gerado é avaliado. Se duas ou três posições são selecionadas uma troca binária ( $A \rightarrow B / B \rightarrow A$ ) ou ternária ( $A \rightarrow B / B \rightarrow C / C \rightarrow A$ ) de elementos é realizada e novas orientações para os elementos combustíveis são selecionadas de forma aleatória. (KROPACZEK e TURINSKY, 1991)

Os resultados apresentados por Kropaczek e Turinsky demonstraram a viabilidade da utilização do SA na solução do problema da recarga tanto que o programa FORMOSA passou a ser comercializado por seus criadores.

Posteriormente, em 1992, os pesquisadores Poon e Parks propuseram a substituição do método de busca SA pela técnica dos Algoritmos Genéticos (AG) (HOLLAND, 1975) no processo de otimização. Surgia então o código FORMOGA (POON e PARKS, 1992).

Poon e Parks concluíram que embora fosse necessário dar continuidade à pesquisa, a substituição do SA pelo AG representava um ganho, principalmente no caso da utilização de um processamento paralelo para a avaliação dos indivíduos, o que levaria a redução do tempo gasto no processo de otimização.

Já com o indicativo de uma melhor adaptação dos Algoritmos Genéticos sobre o Simulate Annealing na solução do problema da recarga nuclear, surgiram outros códigos, que fizeram uso da técnica dos AGs para realizar a otimização automatizada.

Em 1995, Dechaine e Feltus (1995) desenvolveram um sistema usando uma abordagem modular chamada CIGARO (*Code Independent Algorithm Reactor Optimization System*), que, acoplado ao sistema de cálculos neutrônicos CASMO-3 / SIMULATE foi utilizado na otimização da recarga de um reator Westinghouse de 157 elementos combustíveis. Nesta otimização foi utilizada uma modelagem de 1/8 de núcleo com uma função objetivo que visava a maximização do fator de multiplicação efetivo de início de ciclo.

Contemporâneos a esses estudos, Chapot (2000), Machado (2001) e De Lima, Machado e Schirru (2002) utilizaram o algoritmo genético, Sistema de Colônia de Formigas e o algoritmo PBIL\_N respectivamente, acoplados ao código de cálculos neutrônicos RECNOB (CHAPOT, 2000) visando maximizar a concentração de boro no início do ciclo. Em todos os estudos realizados, os autores concluíram que a utilização dos algoritmos evolucionários em parceria com algum código de física de reatores produz ferramentas computacionais viáveis para estudos de otimização de recargas de formas automatizadas.

Um fato observado é que os trabalhos anteriormente mencionados considera-se apenas um ciclo de recarga. É fato, portanto, que em uma recarga, aproximadamente  $1/3$  dos elementos combustíveis queimados é substituído por elementos novos (frescos), logo, um elemento pode ficar até três ciclos de queima, dentro do núcleo.

Dado que os elementos que deverão ser aproveitados para um determinado ciclo depende do carregamento do ciclo anterior, que determina como e quanto cada elemento irá queimar, observa-se uma forte interdependência entre ciclos consecutivos.

Devido à complexidade e não-linearidade dos processos físicos envolvidos, não se pode afirmar que seguidas otimizações independentes (para um ciclo apenas) levem a um resultado globalmente ótimo ao fim de dois ou três ciclos. Tal fato, motiva um passo além no processo de otimização, que é a otimização de recarga para uma seqüência de ciclos consecutivos (otimização de recarga em múltiplos ciclos). Esta

abordagem (multiciclos) pode tornar-se mais eficiente do que otimizações independentes (de um ciclo), pois considera a interdependência entre carregamentos consecutivos.

A otimização de recarga em múltiplos ciclos, por sua vez, gera um problema muito mais complexo e computacionalmente custoso do que a recarga de um ciclo, tornando-se um desafio mesmo para as modernas e robustas técnicas de otimização disponíveis.

Visando reestudar a viabilidade de uma possível modelagem para solução do problema da recarga em múltiplos ciclos, este trabalho pretende alcançar os seguintes objetivos:

- i) propor e desenvolver uma metodologia de otimização, baseada em algoritmos genéticos (AG), para solução do problema da recarga em múltiplos ciclos de reatores nucleares à água pressurizada (PWR, do inglês *Pressurized Water Reactor*);
- ii) estudar a viabilidade da metodologia proposta através de *benchmarks* específicos que traduzam características peculiares ao problema da recarga em múltiplos ciclos e sejam capazes de medir a eficiência e robustez do modelo de otimização (modelagem genética) proposto;
- iii) aplicar a metodologia proposta em um problema simplificado de recarga em múltiplos ciclos;

No próximo capítulo é apresentado o problema da recarga em múltiplos ciclos de reatores nucleares. No capítulo 3, são apresentados *benchmarks* combinatórios baseado em Problemas de Caixeiro Viajante, doravante denominado PCV múltiplo, que serão utilizados para verificar a eficácia da metodologia de otimização utilizada. Ainda no capítulo 3, são destacadas as similaridades (em termos de codificação e complexidade) entre tais *benchmarks* e o problema da recarga em múltiplos ciclos. No capítulo 4, a modelagem do AG para solução do PCV múltiplo é apresentada, enquanto os resultados de sua aplicação são apresentados e discutidos no capítulo 5. Os capítulos 6 e 7, tratam respectivamente da modelagem do problema da recarga em múltiplos ciclos via AG e os resultados dos experimentos computacionais executados. Finalmente, no capítulo 8, são destacadas conclusões a respeito das investigações feitas nesta tese, bem como indica-se possíveis futuros trabalhos.

## Capítulo 2

# O Problema da Recarga em Múltiplos Ciclos

Neste capítulo será apresentado o problema da recarga de reatores nucleares, e da recarga em múltiplos ciclos com suas principais características. Também será feita uma pequena revisão bibliográfica das principais ferramentas, empregando métodos de inteligência artificial, desenvolvidas e aplicadas para sua solução.

### 2.1 O PROBLEMA DA RECARGA DE UM ÚNICO CICLO

Reatores nucleares a água pressurizada ou PWR (*Pressurized Water Reactor*), como por exemplo, os reatores das usinas Angra 1 (que será utilizado neste estudo) e Angra 2 da Central Nuclear Almirante Álvaro Alberto (CNAEA), utilizam como combustível para a geração de energia elétrica o elemento químico urânio ( $U_{92}$ ) enriquecido com o isótopo físsil urânio<sub>235</sub> ( $^{235}U_{92}$ ) em aproximadamente 3%.

O dióxido de urânio ( $\text{UO}_2$ ) com urânio enriquecido encontra-se na forma de pastilhas combustíveis – um cilindro de mais ou menos um centímetro de comprimento e de diâmetro, que ficam dispostas dentro de tubos de uma liga metálica especial (zircaloy) que também são chamados de varetas combustíveis. Um determinado número de varetas, de acordo com o reator, mais um conjunto de estruturas (bocais, grades espaçadoras, tubos guia de barras de controle e tubo de instrumentação) irão formar os elementos combustíveis do reator (figura 2.1).

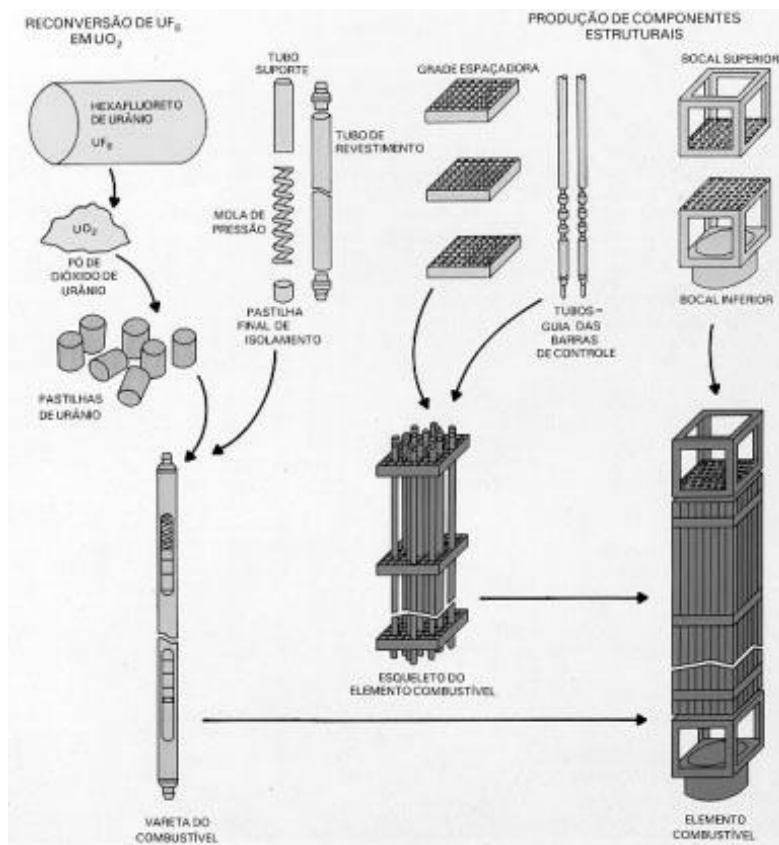


Figura 2.1 – Desenho Esquemático do Elemento Combustível.

No núcleo do reator da usina Angra 1, existem 121 elementos combustíveis (figura 2.2), que possuem 235 varetas combustíveis cada um.

Uma característica de grande relevância do núcleo dessa usina é a existência de eixos de simetria (figura 2.2) que podem ser divididos em dois tipos (MACHADO, 2005):

- **Eixos de simetria principal** – são os dois eixos que cortam o núcleo no sentido Norte-Sul e Leste-Oeste e dividem o núcleo do reator em quatro regiões chamadas quadrantes.
- **Eixos de simetria secundário ou diagonal** – são os dois eixos que cortam os quadrantes do núcleo em suas diagonais e junto com os eixos principais dividem o núcleo do reator em oito regiões, as quais serão chamadas de octantes.



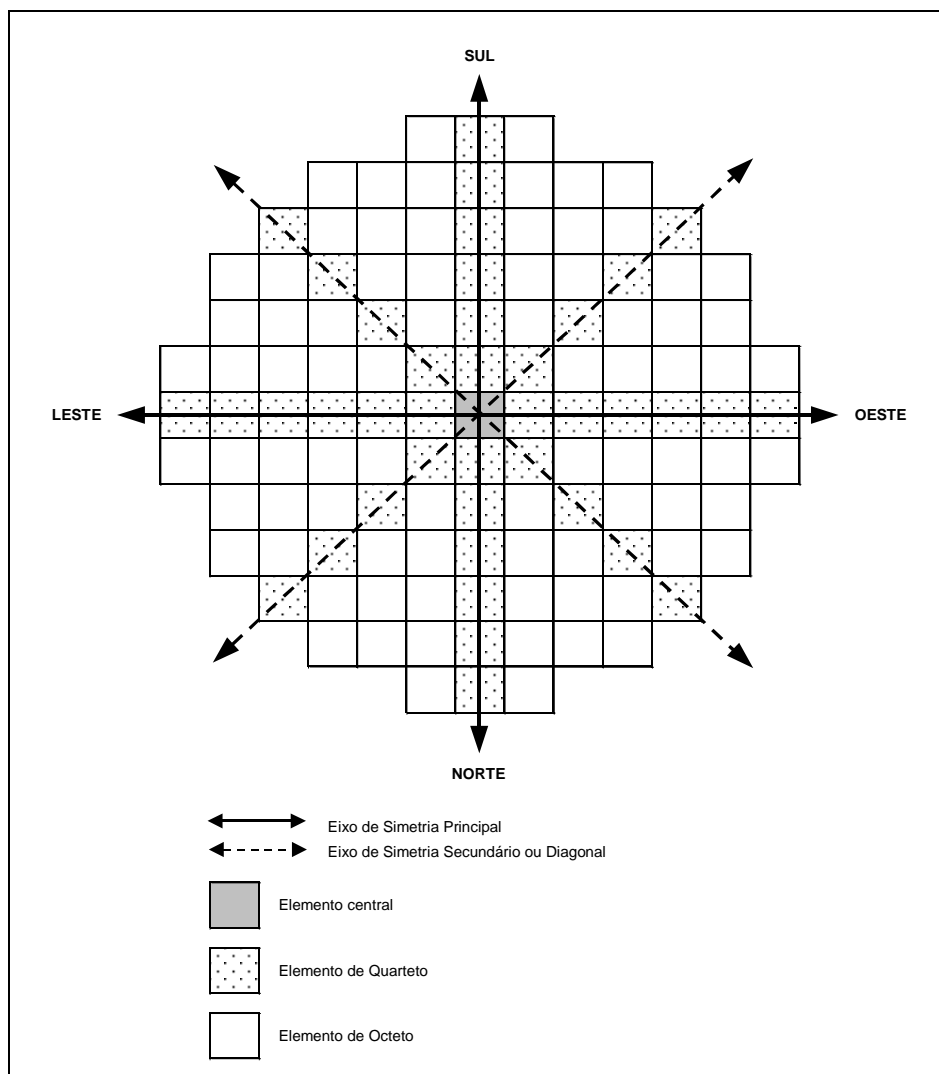


Figura 2.2 – Representação esquemática do núcleo de Angra 1

Utilizando-se os eixos de simetria do núcleo, podem-se classificar os 121 elementos combustíveis que formam o núcleo de Angra 1 em três grupos distintos:

- **Elemento central** – é o elemento combustível localizado no ponto onde todos os eixos de simetria se cruzam (ponto central do núcleo);
- **Elementos de quarteto** – conjunto de quatro elementos combustíveis localizados em posições do núcleo por onde passam os eixos de simetria. Para Angra 1 existem 10 quartetos, que formam um total de quarenta elementos combustíveis.

- **Elementos de octeto** – conjunto de oito elementos combustíveis localizados em posições do núcleo por onde não passam os eixos de simetria. Para Angra 1 existem 10 octetos, que formam um total de oitenta elementos combustíveis.

À medida que o tempo de operação da usina passa, a concentração de material físsil ( $^{235}\text{U}$ ) existente nos elementos combustíveis diminui a valores com os quais não é mais possível se manter o reator operando produzindo energia à potência nominal. Este período de tempo que o reator opera com um determinado conjunto de elementos combustíveis é chamado de ciclo de operação.

Ao término de cada ciclo de operação da usina, o processo de desligamento do reator é iniciado como parte das tarefas da recarga nuclear. Todos os elementos combustíveis participantes do ciclo são descarregados do núcleo e armazenados, alguns em caráter temporário, em uma Piscina de Combustíveis Usados (PCU). Deste conjunto de elementos descarregados, os mais queimados ficarão em definitivo na PCU sendo substituídos por elementos combustíveis novos no próximo ciclo de operação.

A grande maioria dos reatores do tipo PWR utiliza um esquema de carregamento onde 1/3 dos elementos combustíveis presentes no núcleo são trocados a cada processo de recarga. Os elementos combustíveis remanescentes tendo estado em diferentes posições do núcleo por, geralmente, um ou dois ciclos de operação, apresentam características neutrônicas diferentes entre si.

Os conjuntos de ECs novos, somados aos ECs descarregados do núcleo e que não foram descartados definitivamente irão formar o conjunto de elementos a ser utilizado no processo de recarga do ciclo seguinte do reator.

Estando formado o conjunto dos ECs disponíveis para a recarga, surge então o problema da recarga nuclear, que consiste em determinar um arranjo combinando ECs novos e os parcialmente queimados no núcleo, ou seja um padrão de carregamento, de forma a otimizar o próximo ciclo de operação da usina, garantindo que restrições operacionais e de segurança sejam respeitadas. (MACHADO, 2005)

Para se especificar um padrão de carregamento é necessário se determinar para cada posição do núcleo (CARTER, 1997):

- 1º - o elemento combustível que ocupa a posição;
- 2º - a rotação do elemento combustível (se ele não for novo);
- 3º - o número de venenos queimáveis contidos no elemento (se este possuir).

A principal tarefa da recarga é minimizar o custo da energia gerada pela usina nuclear. Entretanto, como a avaliação deste custo envolve vários fatores complexos (operacionais e não operacionais) não existe uma formulação simples que possa ser utilizada na prática e em geral costuma-se trabalhar com funções objetivo que estão relacionadas ao custo tais como (MACHADO, 2005):

- maximizar a reatividade no final do ciclo;

- maximizar a queima dos elementos combustíveis;
- minimizar o número de elementos combustíveis novos a serem utilizados;

Com restrições que incluem:

- coeficiente de temperatura máximo do moderador;
- fator de pico máximo;
- minimização dos danos ao vaso do reator.

Para um reator do tipo PWR contendo 193 elementos combustíveis (com exemplo Angra 2), onde o elemento central é fixo e supondo que 64 (  $1/3 \times 192 = 64$  ) elementos novos, com características idênticas, são carregados, existem  $128! \cdot {}^{192}C_{64}$  possíveis formas de carregamento do núcleo (CARTER, 1997), o que corresponde a um número aproximado de  $10^{267}$  soluções. Isto significa que existem  ${}^{192}C_{64}$  formas de se escolher onde colocar os elementos combustíveis novos e  $128!$  formas de se arranjar os elementos combustíveis restantes.

Todavia, como visto anteriormente, a existência dos eixos de simetria tem uma grande relevância na solução do problema da recarga, uma vez que o uso destas simetrias reduz consideravelmente o número de combinações do problema. Desta forma pode-se trabalhar somente com um dos quadrantes do núcleo (simetria de 1/4) ou com um dos octantes do núcleo (simetria de 1/8) e depois utilizando as regras de rebatimento do núcleo montar a configuração completa do mesmo. Nestes casos, o número de possíveis soluções se encontra na ordem de  $10^{52}$  e  $10^{67}$  respectivamente,

valores que ainda assim tornam impossível que todos estes padrões de carregamento sejam avaliados para a escolha do padrão que será efetivamente utilizado no próximo ciclo de operação da usina. (MACHADO, 2005)

Os reatores nucleares possuem características altamente não lineares (POON e PARKS, 1992). Isto significa que toda função objetivo e restrições utilizadas para definir e quantificar os padrões de carregamento gerados possuirão, inevitavelmente, características não lineares. Uma consequência deste fato é a existência de numerosos pontos de mínimo (ou máximo) locais. Galperin (1995) em seu trabalho, mostra a existência de um número bastante elevado de picos locais, cerca de um pico para cada cem configurações. A implicação direta desta descoberta é que para um espaço de busca contendo  $10^{67}$  combinações existem aproximadamente  $10^{65}$  pontos de ótimos locais. Este fato torna indispensável que qualquer técnica que venha a ser empregada na solução do problema da recarga tenha bom desempenho de busca em espaços multi-modais.

Para a operação segura de uma usina nuclear é necessário que um padrão de carregamento seja minuciosamente examinado utilizando-se códigos computacionais extremamente detalhados e conseqüentemente com um alto custo computacional. A utilização direta destes códigos computacionais em um processo de otimização da recarga, torna o processo bastante demorado. Como alternativa a este problema, alguns pesquisadores utilizam códigos mais simplificados para a avaliação dos padrões de carregamento.

Outro fator que dificulta a solução do problema da recarga, é a necessidade que alguns algoritmos de otimização tradicionais têm de utilizar informações sobre derivadas, que neste caso, ou não estão disponíveis ou não são sempre confiáveis em face da não-linearidade das funções envolvidas.

A combinação destes atributos:

- alto número de combinações;
- objetivos e restrições não lineares;
- multi-modalidade;
- elevado custo computacional;
- falta de informações sobre derivadas

descrevem o complexo problema da recarga, que tem colocado em prova os métodos de otimização tradicionais e estimulado os pesquisadores a desenvolverem e aplicarem cada vez mais métodos de otimização “inteligentes” na solução deste problema.

## **2.2 O PROBLEMA DA RECARGA EM MÚLTIPLOS CICLOS**

O problema da recarga em múltiplos ciclos considera a otimização integrada de mais de um ciclo de queima do reator. Neste caso, o objetivo é obter o maior período de queima possível durante diversos ciclos, fazendo um melhor aproveitamento dos EC em cada um dos ciclos.

A idéia de se realizar tal procedimento baseia-se no fato de que a melhor configuração para um ciclo inicial, não necessariamente leva a um ganho ótimo no final de 2, 3 ou mais ciclos seguintes. Isso pode acontecer devido às não linearidades envolvidas.

No processo de construção de uma recarga em múltiplos ciclos, dado um ciclo inicial de queima (chamaremos primeiro ciclo), tem-se que a queima de cada elemento é diferenciada de acordo com a posição que o mesmo assumiu no núcleo. Assim sendo, só se pode saber quais elementos participarão do próximo ciclo (os 2/3 menos queimados do ciclo anterior) após a simulação do ciclo anterior.

A avaliação de uma proposta de recarga em múltiplos ciclos se dá segundo o seguinte procedimento:

- i) propõe-se uma configuração para o ciclo inicial (primeiro ciclo);
- ii) simula-se a queima deste ciclo, calculando-se o tempo de queima (ou parâmetro correlacionado) e as características de cada elemento ao final da queima;
- iii) exclui-se os elementos mais queimados (1/3 do total);
- iv) propõe-se nova configuração considerando os 2/3 menos queimados do ciclo anterior mais 1/3 de elementos novos (frescos);
- v) simula-se a queima deste ciclo, calculando-se o tempo de queima (ou parâmetro correlacionado) e as características de cada elemento ao final da queima;

- vi) se for o último ciclo de interesse, pára e computa o somatório dos tempos de queima (ou parâmetro correlacionado) de cada ciclo, senão, volta para o passo iii).

A figura 2.3 ilustra esse procedimento

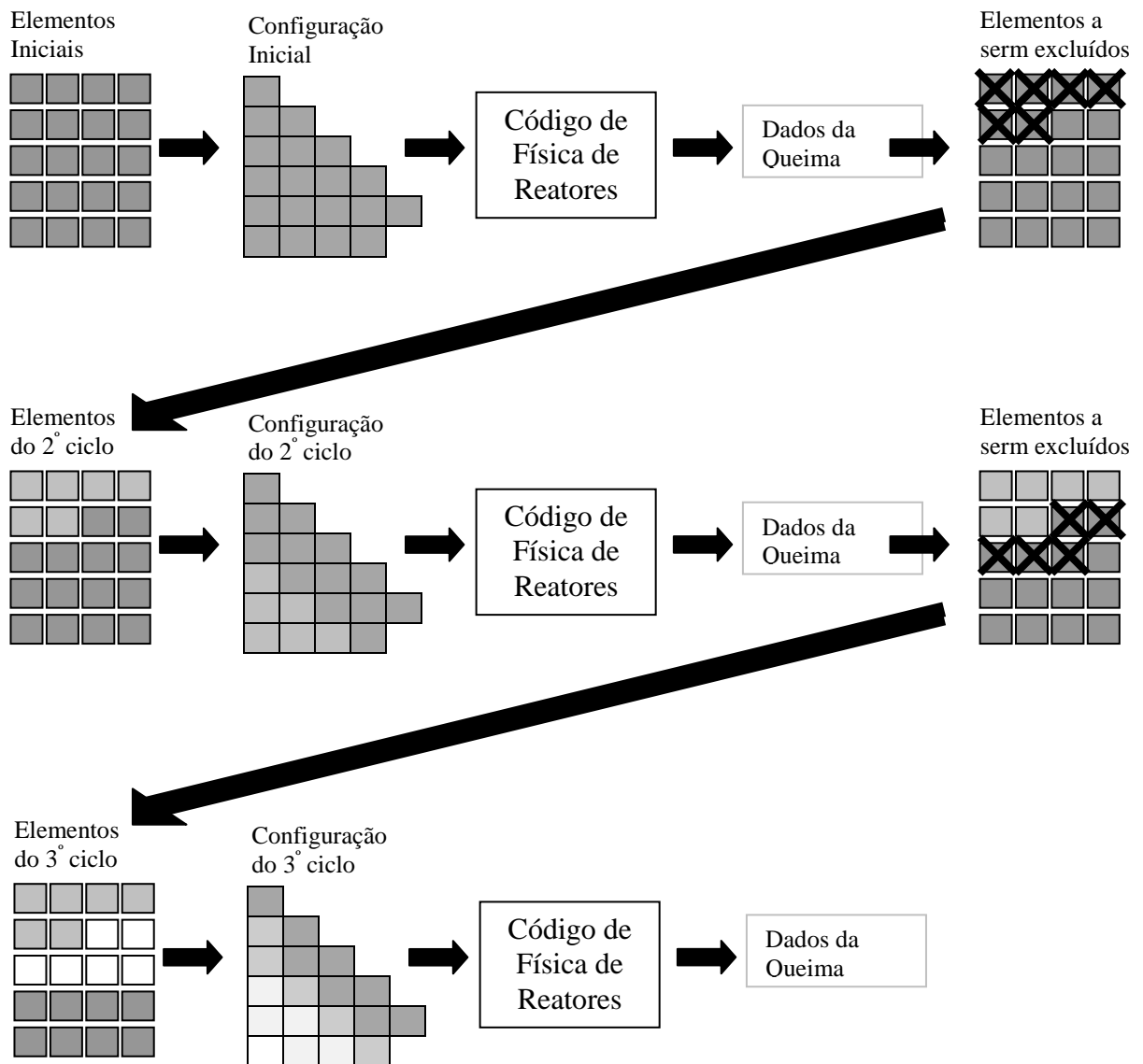


Figura 2.3 – Ilustração do processo de avaliação de uma recarga de 3 ciclos.



## Capítulo 3

# O Problema do Caixeiro Viajante

## Múltiplo como *Benchmark* para a

# Metodologia de Otimização Proposta

Este capítulo é de fundamental importância no estudo desenvolvido, cujo objetivo é investigar a viabilidade da solução do problema da recarga em múltiplos ciclos através de algoritmos genético. Aqui são elaborados *benchmarks* especializados que visam emular as principais dificuldades encontradas no problema em questão, que são:

- i. O aumento do tamanho do problema clássico em três vezes, conseguida com proposta de solução de três PCV em uma única otimização, detalhada nos *benchmarks* tipo 1 (Bench1);

- ii. A interdependência entre ciclos devido ao não-aproveitamento (retirada) de parte dos elementos (mais queimados), conseguida no *benchmarks* tipo 2 (Bench2), onde um PCV é dividido em três rotas abertas e
- iii. A interdependência entre os ciclos devido à possibilidade de uma perda local, em dados ciclos (ou seja, obter valores piores do que aqueles que poderiam ser obtidos numa otimização isolada) ser capaz de remeter a ganho global (no somatório de três ciclos). Esta é conseguida com o *benchmark* tipo 3 (Bench3);

Inicialmente, o PCV simples, largamente utilizado como benchmark para o problema da recarga simples (um ciclo) é introduzido. Em seguida os benchmarks específicos Bench1, Bench2 e Bench3 são descritos.

### **3.1 PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE SIMPLES (PCV)**

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV), ou Traveling Salesman Problem (TSP), é um caso típico de otimização combinatória, frequentemente utilizado em computação para demonstrar problemas de difícil resolução. O PCV caracteriza-se por, dado um conjunto de  $n$  cidades e uma matriz de distâncias  $distancias [n, n]$ , fazer com que seja encontrado um caminho que tenha a menor distância a ser percorrida para que sejam visitadas todas as cidades passando exatamente uma única vez em cada cidade e retornando a cidade de origem.

O PCV pode ser simétrico, quando a distância entre duas cidades é a mesma independentemente da direção, ou assimétrico, quando as distâncias entre duas cidades dependem se os trajetos são percorridos num ou noutra sentido.

O PCV tem similaridade com o problema da recarga em termos da estrutura de um candidato à solução, que define basicamente a ordem dos elementos de uma lista. No PCV, um candidato à solução representa uma lista ordenada de cidades a serem visitadas (os índices dos elementos definem a ordem), enquanto que no problema da recarga, uma lista ordenada dos elementos que devem preencher o núcleo do reator. Neste caso, o índice do elemento representa sua posição no núcleo. A função de avaliação e as não linearidades envolvidas, entretanto, diferem entre os referidos problemas.

Devido ao alto custo computacional demandado pelos códigos de física de reatores utilizados na avaliação de padrões de recarga, o PCV simples tem sido amplamente utilizado como *benchmark* para verificação de metodologias de otimização aplicáveis ao problema da recarga de um ciclo (CHAPOT, 2000; De LIMA, 2005; MACHADO, 2005; *et al.*).

Entretanto, na recarga em múltiplos ciclos são consideradas duas, três ou várias recargas consecutivas em um único procedimento de otimização. Tal fato demandou à criação de *benchmarks* específicos para teste da metodologia proposta. Embora os *benchmarks* criados especificamente para esta avaliação não sejam, de fato, o clássico “Problema do Caixeiro Viajante”, por serem inspirados e adaptados do mesmo, denominamos os mesmos PCV múltiplo.

## 3.2 PCV MÚLTIPLO

Os *benchmarks* aqui denominados PCV múltiplos têm o objetivo principal de simular importantes características do problema da recarga em múltiplos ciclos que o diferem da recarga simples, que são:

- i) o aumento do tamanho do problema;
- ii) a interdependência entre os ciclos;

Para tal, três diferentes *benchmarks* foram desenvolvidos.

### 3.2.1 BENCHMARK TIPO 1

Este primeiro *benchmark* foi criado com o objetivo de testar a capacidade da ferramenta de otimização lidar com o aumento do tamanho do problema. Aqui, entretanto, a interdependência entre os ciclos não é simulada. São, então, considerados três PCV independentes em um mesmo processo de otimização.

Para efeito de avaliação dos resultados, PCV retirados da literatura (TSPLIB, 2005) são utilizados, sendo eles o “Oliver 30” (um PCV simétrico de 30 cidades) e o “Rykel 48” (um PCV assimétrico de 48 cidades). Chamaremos tais *benchmarks* respectivamente: Bench1\_O30 e Bench1\_R48.

Os valores mínimos para os *benchmarks* são:

- i) 1271,22 (= 3 x 423,74) para Bench1\_O30 e
- ii) 43.266 (=3 x 14.422) para o Bench1\_R48.

### **3.2.2 BENCHMARK TIPO 2**

Este *benchmark* foi criado especificamente neste trabalho, e o seu objetivo é testar a capacidade de otimização combinatória integrada entre ciclos, onde alguns elementos já utilizados não poderão ser reutilizados no ciclo seguinte. Este é o primeiro teste de interdependência entre os ciclos e será denominado Bench2.

Considere as cidades distribuídas como na figura 3.1 (Observa-se que as proporções geométricas não são fiéis).

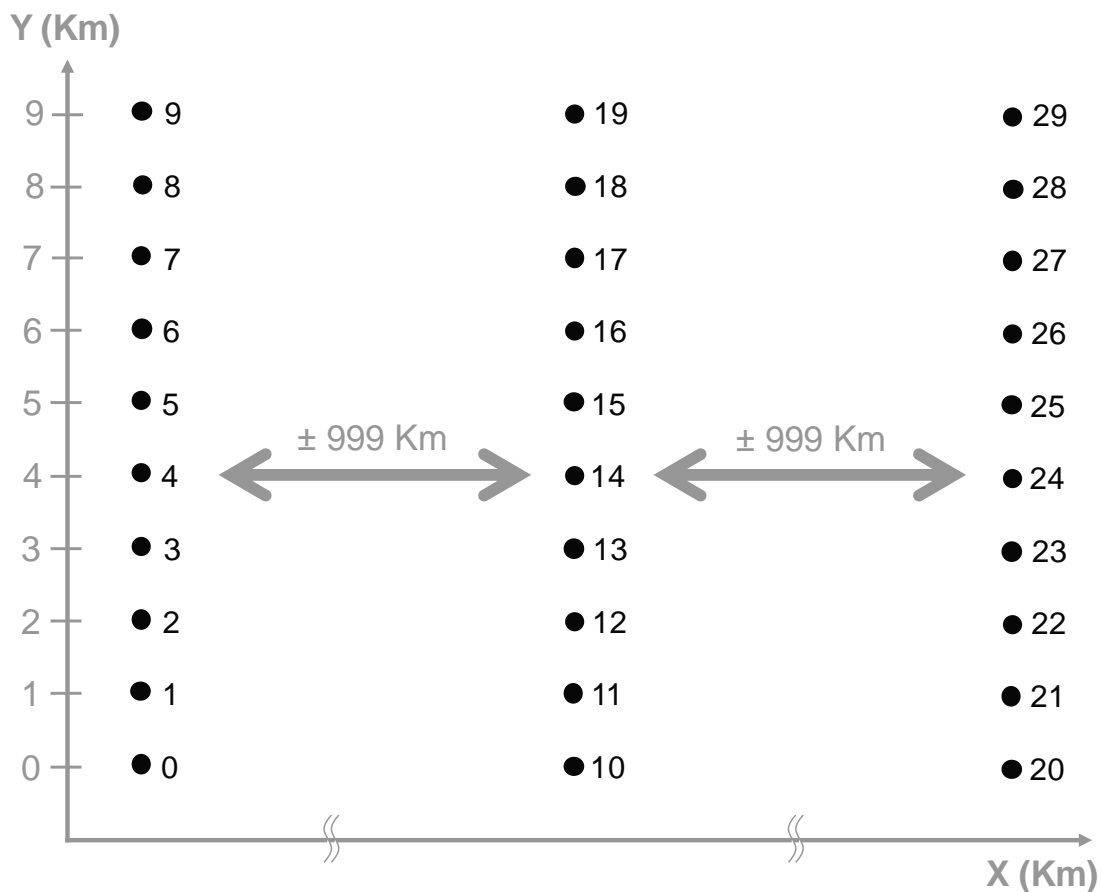


Figura 3.1 – Arranjo de cidades do *Benchmark* – Bench2

Neste segundo *benchmark*, são consideradas trinta cidades, distribuídas (fisicamente) em três aglomerados de dez cidades (conforme Figura 3.1). A distância entre cidades consecutivas do mesmo aglomerado é de 1 Km, enquanto a distância entre quaisquer cidades de aglomerados diferentes é de no mínimo 999 Km.

O objetivo do problema é encontrar três percursos (abertos) independentes, de dez cidades cada, que levem a um somatório mínimo de suas distâncias percorridas.

Fica claro neste problema que os percursos que devem ser encontrados são, exatamente, as “linhas verticais” descritas por cada aglomerado (figura 3.2), ou seja:

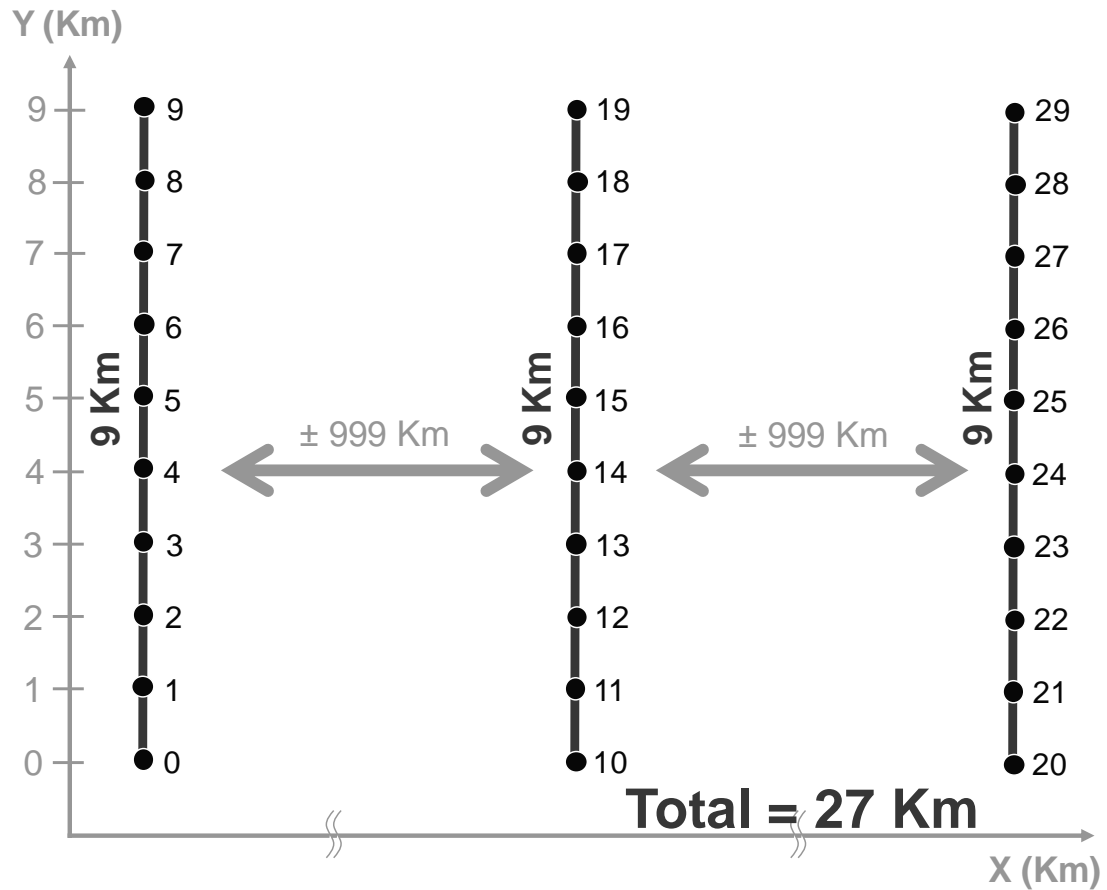


Figura 3.2 – Agrupamentos dos arranjos de cidades do *Benchmark* – Bench2

- **Percurso 1:**

(0-1-2-3-4-5-6-7-8-9) ou (9-8-7-6-5-4-3-2-1-0)

- **Percurso 2:**

(10-11-12-13-14-15-16-17-18-19) ou (19-18-17-16-15-14-13-12-11-10)

- **Percurso 3:**

(20-21-22-23-24-25-26-27-28-29) ou (29-28-27-26-25-24-23-22-21-20)

O valor mínimo do somatório das distâncias é: 27 (9 Km de cada percurso).

### 3.2.3 BENCHMARK TIPO 3

O *benchmark* do tipo 3 foi criado para aumentar a complexidade do problema e simular uma maior interdependência entre os ciclos. Para isso, são considerados algumas ligações mais curtas entre cidades específicas de cada aglomerado. A Figura 3.3 ilustra simbolicamente as distâncias entre as cidades.

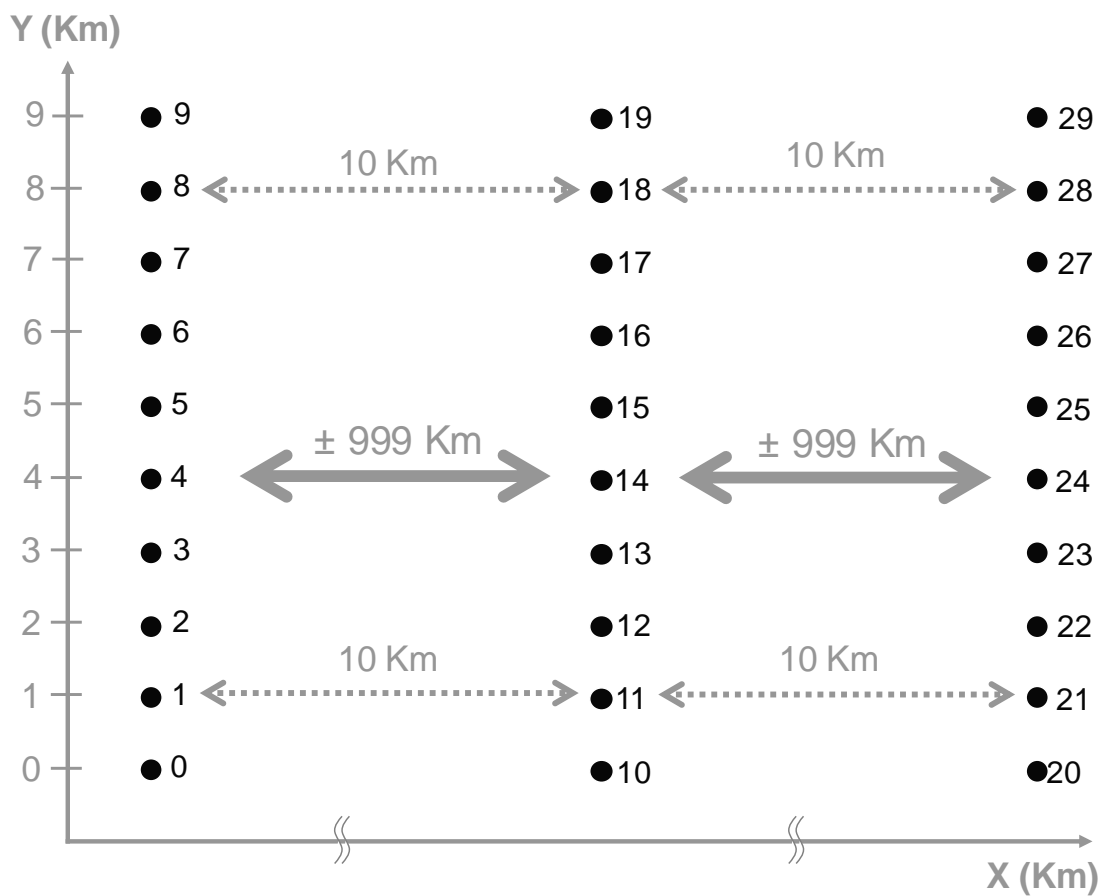


Figura 3.3 – Arranjo de cidades do *Benchmark* – Bench3



A distância entre cidades consecutivas de cada aglomerado de dez cidades continua sendo de 1 Km.

Agora, existem ligações especiais de 10 Km entre as seguintes cidades de aglomerados diferentes:

- a) 1 e 11
- b) 8 e 18
- c) 11 e 21
- d) 18 e 28

As demais distâncias entre as cidades de aglomerados diferentes continuam sendo de aproximadamente 999 Km.

O objetivo, neste *benchmark*, é descobrir a rota (aberta) que passe por todas as cidades, ligando a última cidade do primeiro aglomerado na primeira do segundo e a última do segundo na primeira do terceiro. Aqui, deve ser observado que o fato de existirem ligações específicas com distâncias menores, faz com que as sub-rotas (rotas de cada aglomerado) que levam ao ótimo global sejam rearranjadas, de forma que as “ligações” entre os aglomerados sejam feitas através das menores distâncias.

Observe que no *benchmark* anterior, as sub-rotas dos aglomerados eram de 9 Km. Agora, entretanto, tanto a primeira cidade de cada aglomerado quanto a última, precisam ser aquelas que menos se distanciam do aglomerado vizinho. Portanto,

há um compromisso, onde uma suposta “perda” local (rota de cada aglomerado são aumentadas) pode traduzir-se em um ganho global.

Este fato é visto como uma possibilidade no problema da recarga, onde pode ser necessário diminuir um pouco um determinado ciclo, para obtenção de ganhos globais (considerando-se os ciclos subseqüentes).

Neste *benchmark*, espera-se obter uma das seguintes respostas:

- **Percurso 1:**

(0-1-2-3-4-5-6-7-9-8)

- **Percurso 2:**

(18-19-17-16-15-14-13-12-10-11)

- **Percurso 3:**

(21-20-22-23-24-25-26-27-28-29)

ou

- **Percurso 1:**

(9-8-7-6-5-4-3-2-0-1)

- **Percurso 2:**

(11-10-12-13-14-15-16-17-19-18)

- **Percurso 3:**

(28-29-27-26-25-24-23-22-21-20)



## Capítulo 4

# Modelagem do PCV Múltiplo via Algoritmos Genéticos

### 4.1 INTRODUÇÃO AO ALGORITMO GENÉTICO (AG)

O desenvolvimento de simulações computacionais de sistemas genéticos teve início nos anos 50 e 60 através de muitos biólogos, mas foi John Holland que começou a desenvolver as primeiras pesquisas no tema. Em 1975, Holland (1975) publicou “*Adaptation in Natural and Artificial Systems*”, ponto inicial dos Algoritmos Genéticos (AGs). David E. Goldberg, aluno de Holland, nos anos 80 obteve seu primeiro sucesso em aplicação industrial com AGs. Desde então os AGs são utilizados para solucionar problemas de otimização e aprendizado de máquinas.

Esses algoritmos simulam processos naturais de sobrevivência e reprodução das populações, essenciais em sua evolução. Na natureza, indivíduos de uma mesma população competem entre si, buscando principalmente a sobrevivência, seja através da busca de recursos como alimento, ou visando à reprodução. Os indivíduos

mais aptos terão um maior número de descendentes, ao contrário dos indivíduos menos aptos. Os requisitos para a implementação de um AG são:

- Representações das possíveis soluções do problema no formato de um código genético;
- População inicial que contenha diversidade suficiente para permitir ao algoritmo combinar características e produzir novas soluções;
- Existência de um método para medir a qualidade de uma solução potencial;
- Um procedimento de combinação de soluções para gerar novos indivíduos na população;
- Um critério de seleção das soluções que permanecerão na população ou que serão retirados desta;
- Um procedimento para introduzir periodicamente alterações em algumas soluções da população. Desse modo mantém-se a diversidade da população e a possibilidade de se produzir soluções inovadoras para serem avaliadas pelo critério de seleção dos mais aptos.

Os tradicionais AGs, denominados AGs canônicos, baseiam-se em noções do “*schema theorem*”<sup>2</sup> e “*building blocks*”<sup>3</sup>, e os indivíduos são representados

---

<sup>2</sup> “teorema de esquemas”

<sup>3</sup> “blocos de construção”

por vetores binários (HOLLAND, 1975), contudo esta representação não é universalmente aceita na literatura. (COELHO, 1999b)

A idéia básica de funcionamento dos algoritmos genéticos é a de tratar as possíveis soluções do problema como “indivíduos” de uma “população”, que irá “evoluir” a cada iteração ou “geração”. Para isso é necessário construir um modelo de evolução onde os indivíduos sejam soluções de um problema. A execução do algoritmo pode ser resumida nos seguintes passos (Figura 4.1):

- Inicialmente escolhe-se uma população inicial, normalmente formada por indivíduos criados aleatoriamente;
- Avalia-se toda a população de indivíduos segundo algum critério, determinado por uma função que avalia a qualidade do indivíduo (função de aptidão ou “*fitness*”);
- Em seguida, através do operador de “seleção”, escolhem-se os indivíduos melhor adaptados ao problema (baseado no valor da função de aptidão) como base para a criação de um novo conjunto de possíveis soluções;
- Uma nova geração é obtida aplicando-se sobre os indivíduos selecionados, operações que misturem suas características (chamadas “genes”), através dos operadores de “cruzamento” (“*crossover*”) e “mutação”;
- Estes passos são repetidos até que uma solução aceitável seja encontrada, até que o número predeterminado de passos seja

atingido ou até que o algoritmo não consiga mais melhorar a solução já encontrada.

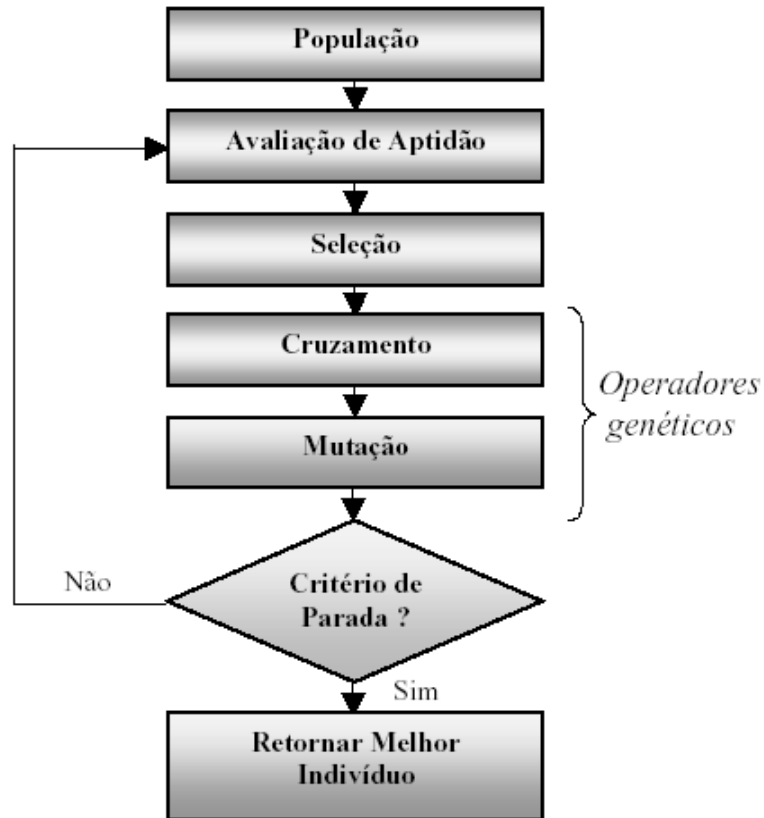


Figura 4.1 – Estrutura básica de um Algoritmo Genético

## 4.2 MODELAGEM DO GA PARA O PCV UTILIZANDO CHAVES ALEATÓRIAS

Tendo em vista que no problema do PCV não são permitidas cidades repetidas, adotamos um processo de codificação para os candidatos a solução baseado em Chaves Aleatórias, RK (do inglês *Random Keys*) (BEAN, 1994), que já demonstrou muito eficiente (MACHADO, 1999 e MENESES *et al*, 2008) na solução de problemas

combinatórios. A codificação da lista de cidades (rota) através de chaves aleatórias se dá como a seguir.

Ao invés de representar a lista de cidades diretamente, o vetor  $\vec{x}$  é formado por RKs, que são números reais entre 0 e 1. A decodificação do vetor  $\vec{x}$  em uma lista de cidades (rota) válida é obtida através da ordenação do mesmo em relação ao seu índice (posição no vetor, que representa o identificador da cidade). Para maior clareza a figura 4.2 ilustra tal decodificação, para uma lista hipotética de cinco cidades.

Observe que o menor valor de RK (0,15) aparece na posição três. Isso significa que a primeira cidade a ser visitada é a cidade 3. O segundo menor valor de RK (0,26) aparece na posição 4, logo, a segunda cidade a ser visitada é a cidade 4, e assim por diante.

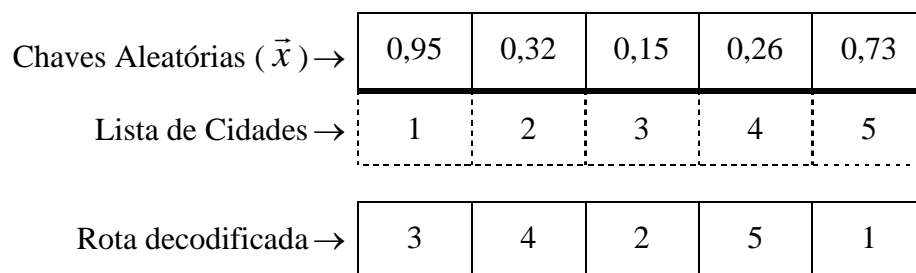


Figura 4.2 – Decodificação de um candidato a solução pelo processo de Chaves Aleatórias.

O PVC múltiplo considera, em um único genótipo, três problemas de ordenação de cidades que podem ser exatamente três PCV, como proposto nos Bench1. Ou ordenações de listas abertas, como nos Bench2 e Bench3. Em qualquer que seja o



problema abordado, o modelo de chaves aleatórias é utilizado como descrito anteriormente.

## Capítulo 5

# Aplicação do AG no PCV Múltiplo

Para cada um dos *benchmarks* foram executados três experimentos. Após alguns experimentos, identificou-se que os parâmetros genéticos típicos como taxa de *crossover* entre 0,6 e 0,8, mutação entre 0,001 e 0,01 e tamanho de população entre 250 e 1000 estavam adequados e geravam bons resultados. A seleção por *ranking* foi adotada com ótimos resultados, mas utilizou-se a seleção proporcional para fins de comparação..

### 5.1 APLICAÇÃO NOS *BENCHMARKS* TIPO 1

Para a execução dos experimentos modelados para o Benchmark tipo 1, utilizou-se um computador pessoal mono processado, com processador padrão de 64 bits. Os AG foram parametrizados, para todos os experimentos, com valores de 250 indivíduos na população, taxas de *crossover* entre 0.6 e 0.7, taxas de mutação entre 0.2 e 0.3, método de seleção proporcional e utilizou-se elitismo populacional.

As tabelas 5.1 e 5.2 exibem os resultados encontrados para os Bench1\_O30 e Bench1\_R48 respectivamente. Aqui uma população de 500 indivíduos foi utilizada.

Tabela 5.1 - Resultados para Bench1\_O30

Bench1_O30	Fitness
Experimento 1	1.417,54
Experimento 2	1.397,59
Experimento 3	1.386,33

Tabela 5.2 - Resultados para Bench1\_R48

Bench1_R48	Fitness
Experimento 1	53.292
Experimento 2	52.758
Experimento 3	51.623

É sabido que AG costumam encontrar soluções próximas (em valor de *Fitness*) ao ótimo. Além disso, não se utilizam de conhecimento a priori do espaço de busca e nem de heurísticas locais (que funciona bem para o PCV que possui algumas heurísticas, mas é um grande problema para o problema da recarga). Dadas estas observações, era esperado que o resultado aqui fosse algo próximo dos valores

esperados dos *benchmarks*, ou seja, 1.271,22 para o Bench1\_O30 e 43.266 para o Bench1\_R48.

Pode-se então, considerar os resultados alcançados satisfatórios dentro das expectativas, visto que os valores publicados na literatura e usados como referência nesta comparação foram obtidos por ferramentas de buscas bem adaptadas e especializadas ao PCV, não garantindo sua eficiência quando aplicadas ao problema da recarga de reatores nucleares, objetivo principal deste trabalho.

## **5.2 APLICAÇÃO NO *BENCHMARK* TIPO 2**

Para a execução dos experimentos modelados para o Benchmark tipo 2, utilizou-se um computador pessoal mono processado, com processador padrão de 32 bits. Os AG foram parametrizados, para os experimentos, com valores 500 indivíduos na população, taxas de *crossover* entre 0.6 e 0.8, taxas de mutação entre 0.1 e 0.2, método de seleção por *ranking* e utilizou-se elitismo populacional.

A tabela 5.3 exhibe os resultados encontrados para o Bench2. Aqui uma população de 500 indivíduos foi utilizada.

Tabela 5.3 - Resultados para Bench2

Bench2	Sub-Rotas	Fitness
Experimento 1	Percurso 1: (29-28-27-26-25-24-23-22-21-20) Percurso 2: (0-1-2-3-4-5-6-7-8-9) Percurso 3: (19-18-17-16-15-14-13-12-11-10)	27
Experimento 2	Percurso 1: (9-8-7-6-5-4-3-2-1-0) Percurso 2: (10-11-12-13-14-15-16-17-18-19) Percurso 3: (29-28-27-26-25-24-23-22-21-20)	27
Experimento 3	Percurso 1: (0-1-2-3-4-5-6-7-8-9) Percurso 2: (20-21-22-23-24-25-26-27-28-29) Percurso 3: (19-18-17-16-15-14-13-12-11-10)	27

Neste *benchmark*, nos três experimentos o ótimo global foi encontrado, demonstrando uma robustez e eficiência da ferramenta na busca.

A figura 5.1 exibe um gráfico de convergência típico para o teste feito com o *benchmark* tipo 2. Nos experimentos feitos, observa-se que a população inicial, diversa, propõe candidatos à solução com valores de *fitness* muito ruins (altos). Contudo, em aproximadamente uma centena de gerações (pode-se dizer que não é um valor elevado) o ótimo global é encontrado. Tal comportamento é observado em todos os experimentos, demonstrando uma boa consistência do método proposto

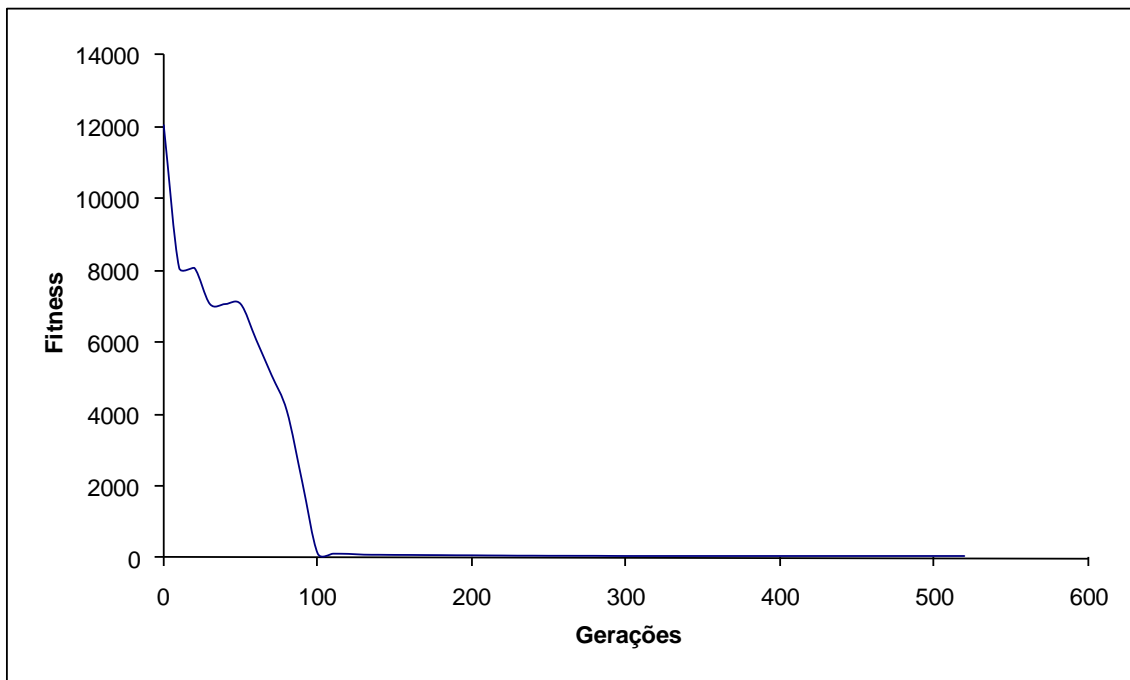


Figura 5.1 – Gráfico de convergência para o *Benchmark* Tipo 2

### 5.3 APLICAÇÃO NO *BENCHMARK* TIPO 3

Para a execução dos experimentos modelados para o Benchmark tipo 3, utilizou-se um computador pessoal mono processado, com processador padrão de 32 bits. Os AG foram parametrizados, para os experimentos, com valores entre 800 e 1000 indivíduos na população, taxas de *crossover* entre 0.7 e 0.8, taxas de mutação entre 0.1 e 0.2, método de seleção por *ranking* e utilizou-se elitismo populacional.

A tabela 5.4 exhibe os resultados encontrados para o Bench3. Devido a uma maior complexidade envolvida, uma população maior de indivíduos foi utilizada.

Tabela 5.4 - Resultados para Bench3

Bench2	Sub-Rotas	Fitness
Experimento 1	Percurso 1: (0-1-2-3-4-5-6-7-9- <b>8</b> ) Percurso 2: ( <b>18</b> -19-17-16-15-14-13-12-10- <b>11</b> ) Percurso 3: ( <b>21</b> -20-22-23-24-25-26-27-28-29)	51
Experimento 2	Percurso 1: (20-21-22-23-24-25-26-27-29- <b>28</b> ) Percurso 2: ( <b>18</b> -19-17-16-15-14-13-12-10- <b>11</b> ) Percurso 3: ( <b>1</b> -5-8-9-7-6-4-3-2-0)	58
Experimento 3	Percurso 1: (9-8-7-6-5-4-3-2-0- <b>1</b> ) Percurso 2: ( <b>11</b> -10-12-13-14-15-16-17-19- <b>18</b> ) Percurso 3: ( <b>28</b> -29-27-26-25-24-23-22-21-20)	51

Neste *benchmark*, uma maior dificuldade foi encontrada pela ferramenta, mas assim mesmo resultados muito bons foram obtidos. Nos experimentos um e três, o ótimo global foi atingido como eram as expectativas. No experimento dois um valor diferente foi obtido. Porém nota-se que o resultado não é muito pior que o ótimo global, visto que qualquer alteração nas rotas, poderia significar incrementos na casa de milhares de quilômetros nos valores de *fitness*, o que não foi observado, mantendo-se assim a tendência satisfatória de busca de soluções adequadas pelo mecanismo proposto

neste trabalho. Observa-se que o compromisso de conectar os aglomerados (percursos ou sub-rotas) através das ligações mais curtas (menor custo) foi mantido. Apenas algumas inversões são observadas no percurso três, que por influenciarem relativamente pouco no ótimo global, “passaram despercebidas”.

A figura 5.2 exibe um gráfico de convergência típico para o teste feito com o *benchmark* tipo 3. Neste caso, devido ao aumento da complexidade do problema, atingir o ótimo global torna-se mais demorado.

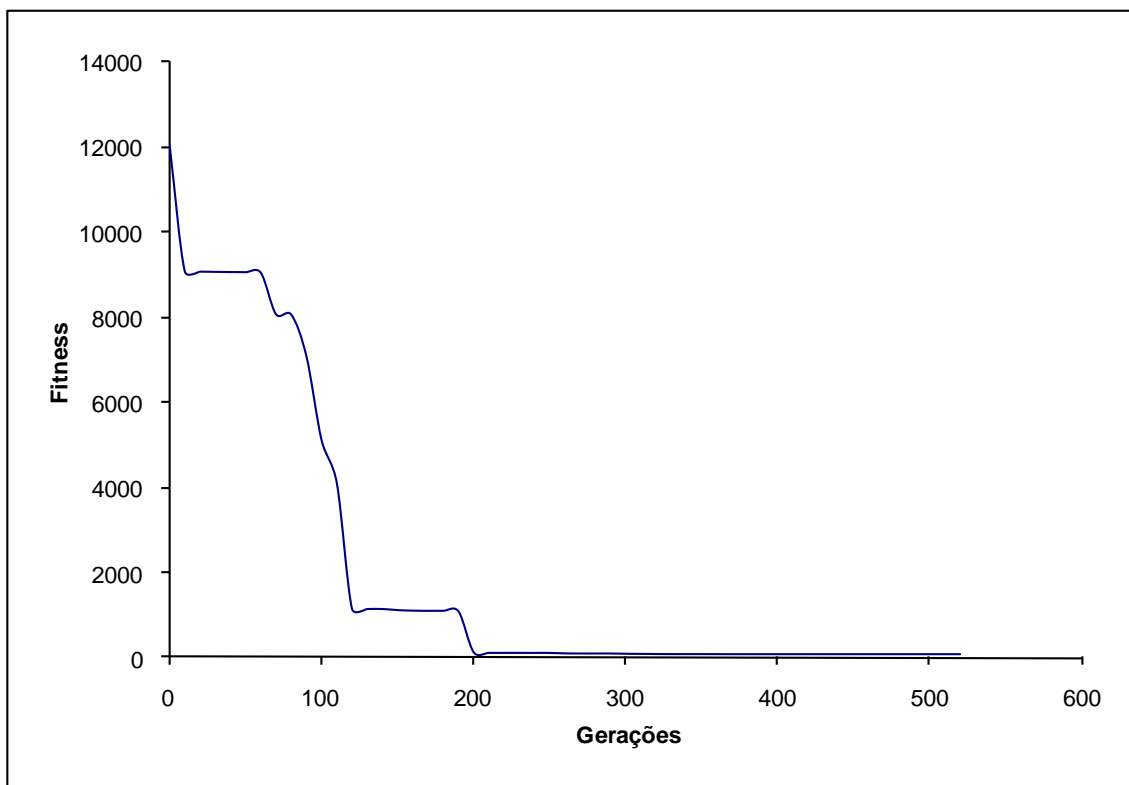


Figura 5.2 – Gráfico de convergência para o *Benchmark* Tipo 3

Observa-se, também na Figura 5.2, a ampla faixa de valores de *fitness* existentes. A título de exemplo, no caso exibido na figura, na geração 100, a *fitness*



ainda girava em torno de 5.000. Sendo o ótimo global igual a 51, pode-se dizer que o valor encontrado no experimento dois ( $fitness = 58$ ) é bastante próximo ao ótimo global.

#### **5.4 AVALIAÇÃO GERAL**

Os resultados obtidos para os *benchmarks* criados mostram que a metodologia de otimização utilizada é capaz de lidar com problemas combinatórios de maior complexidade que um PCV simples e que traduzem características de interdependência esperadas no problema da recarga.

Assim, foi possível demonstrar a viabilidade da aplicação eficiente da metodologia proposta em problema que guarda similaridades ao da recarga em múltiplos ciclos. Embora o problema da recarga, em si, compreenda diferentes não-linearidades referentes aos modelos físicos, a eficiência e robustez na aplicação aos complexos PCV múltiplos criados indica viabilidade de a metodologia ser aplicada com êxito ao problema da recarga.

## Capítulo 6

# Modelagem do Problema de Recarga em Múltiplos Ciclos via AG

### 6.1 MODELAGEM AG PARA OTIMIZAÇÃO DE RECARGA DE 1 CICLO

Devido ao fato de se estabelecer uma simetria de um-oitavo de núcleo, o número de elementos a serem considerados cai de 121 (no núcleo inteiro) para 20 (com o elemento central fixo). Considere, então, o 1/8 de núcleo exibido na Figura 6.1, onde a numeração refere-se às posições dentro do mesmo .

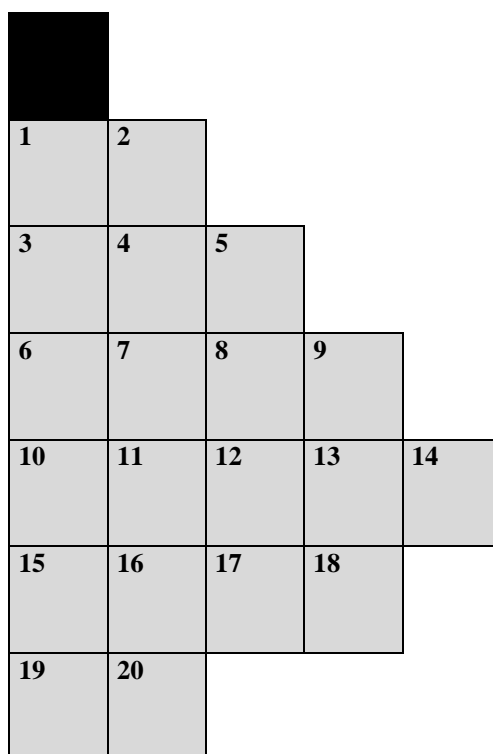


Figura 6.1 – Núcleo do reator tipo PWR Angra-1, com simetria de um-oitavo e posições dos elementos combustíveis numeradas.

Um exemplo de codificação e decodificação do genótipo, utilizando-se *Random Keys* é exemplificado na Figura 6.2. Da mesma forma que ocorre no PVC, o vetor de RK é ordenado e conjuntamente com ele, a lista de elementos. A posição dos elementos é o índice do vetor de elementos.

Observando a Figura 6.2 (a), tem-se que o menor valor de RK refere-se ao elemento 20, portando este deve ser inserido na primeira posição. O segundo menor valor de RK é 0,15, referente ao elemento três, que será inserido na segunda posição.

Utilizando-se este algoritmo de ordenação, obtêm-se, finalmente o vetor ordenado de RK, que indica a posição de inserção de cada um dos elementos, como na Figura 6.2 (b).

Posição →	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
RK ( $\vec{X}$ ) →	0,95	0,32	0,15	0,18	0,73	0,20	0,45	0,33	0,88	0,50	0,91	0,75	0,17	0,60	0,22	0,39	0,40	0,57	0,66	0,01
Elementos →	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20

(a)

Posição →	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
RK ( $\vec{X}$ ) →	0,01	0,15	0,17	0,18	0,20	0,22	0,32	0,33	0,39	0,40	0,45	0,50	0,57	0,60	0,66	0,73	0,75	0,88	0,91	0,95
Elementos →	20	3	13	4	6	14	2	8	16	17	7	10	18	14	19	5	12	9	11	1

(b)

Figura 6.2 – Decodificação de um candidato a solução pelo processo de Chaves Aleatórias: (a) antes da ordenação; (b) depois da ordenação.

Desta forma, o genótipo exemplificado na figura 6.2 (a), ou seja, o vetor de RK refere-se ao 1/8 de núcleo exibido na Figura 6.3.

1 <b>20</b>	2 <b>3</b>			
3 <b>13</b>	4 <b>4</b>	5 <b>6</b>		
6 <b>14</b>	7 <b>2</b>	8 <b>8</b>	9 <b>16</b>	
10 <b>17</b>	11 <b>7</b>	12 <b>10</b>	13 <b>18</b>	14 <b>14</b>
15 <b>19</b>	16 <b>5</b>	17 <b>12</b>	18 <b>9</b>	
19 <b>11</b>	20 <b>1</b>			

Figura 6.3 – Núcleo do reator tipo PWR Angra-1, com simetria de um-oitavo e cada elemento (número central) inserido na respectiva posição (canto superior esquerdo).

## 6.2 MODELAGEM AG PARA OTIMIZAÇÃO DE RECARGA DE MÚLTIPLOS CICLOS

Após os testes preliminares com os PCV's modificados, a modelagem desenvolvida foi aplicada a um problema real de recarga nuclear. Foram modelados três ciclos de operação sucessivos e iguais (Figura 6.4) para observar a capacidade da ferramenta genética de propor três padrões ótimos de carregamento em um único e simultâneo processo de otimização (BAPTISTA *et al.*, 2007).

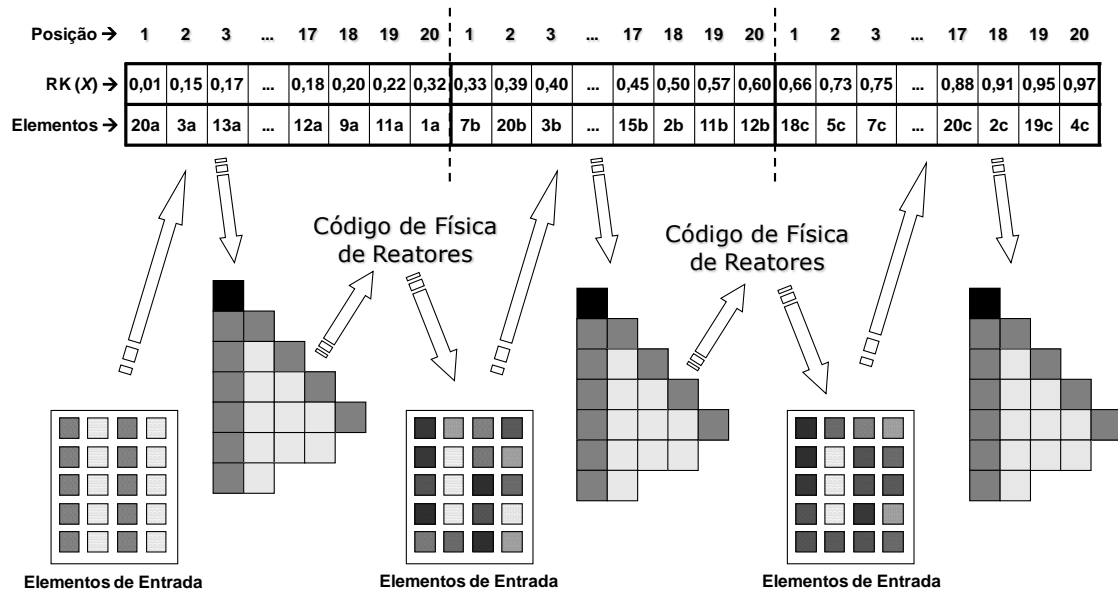


Figura 6.4 – Proposta de modelagem de três ciclos consecutivos.

Os cálculos de física de reatores foram feitos pelo código nodal RECNOd, que funciona na mesma plataforma computacional utilizada pelo sistema de otimização desenvolvido. A avaliação dos resultados ( $FP_{global}$ ) é feita usando a Equação 6.1.

$$FP_{global} = \sum_{n=1}^3 fp_{parcial} \quad (6.1)$$

onde,

$$\begin{aligned}
 &\text{Se } \mathbf{fator\_pico} > 1,395 \text{ então} & (6.2) \\
 &\quad \mathbf{fp_{parcial}} = (\mathbf{c^{te}} * \mathbf{fator\_pico}); \\
 &\text{senão} \\
 &\quad \mathbf{fp_{parcial}} = (1/\mathbf{cb}); \\
 &\text{fimse.}
 \end{aligned}$$

onde,

**fator\_pico** é o fator de pico de potência radial;

**cb** é a concentração crítica de boro;

**c<sup>te</sup>** será uma constante usada para penalizações;

## Capítulo 7

# Aplicação do AG no Problema da Recarga em Múltiplos Ciclos

Da mesma forma que os *benchmarks* propostos para teste da metodologia de otimização, a aplicação do AG no problema da recarga em múltiplos ciclos é desenvolvido em etapas.

A primeira delas visa verificar se o AG é capaz de lidar com o problema de tamanho aumentado. Para tal, três ciclos idênticos (padrão de carregamento do 7º. Ciclo de operação de Angra 1) e independentes são otimizados de uma única vez. Nesta fase, a interdependência entre ciclos consecutivos não é considerada.

Embora a função objetivo seja o somatório dos objetivos individuais de cada carregamento (conforme descrito na seção anterior), o objetivo neste teste é verificar se os resultados obtidos para cada recarga são compatíveis com aqueles encontrados no caso de recarga de um ciclo. Resultados de cinco experimentos podem ser vistos na tabela 7.1 (BAPTISTA *et al.*, 2007)



Para a execução dos experimentos, utilizou-se um computador pessoal duplo processado, com processadores padrão de 64 bits. Os AG foram parametrizados, para os experimentos, com valores entre 200 e 600 indivíduos na população (respeitando alguns limites computacionais de processamento), taxas de *crossover* entre 0.75 e 0.8, taxas de mutação entre 0.003 e 0.02 e métodos de seleção por *ranking* e proporcional.

Tabela 7.1 – Resultados preliminares do sistema de otimização acoplado ao código RECNOB

Experimento	1º. Padrão de Carregamento		2º. Padrão de Carregamento		3º. Padrão de Carregamento	
	Boro (ppm)	MARP <sup>4</sup>	Boro (ppm)	MARP	Boro (ppm)	MARP
multRECGA_Exp1	1206	1.384	1229	1.381	1304	1.387
multRECGA_Exp2	1342	1.361	1204	1.371	1236	1.357
multRECGA_Exp3	1200	1.395	1216	1.389	1392	1.386
multRECGA_Exp4	1233	1.393	1262	1.391	1367	1.389
multRECGA_Exp5	1276	1.389	1376	1.381	1381	1.393

Comparando estes resultados com aqueles obtidos em uma otimização de recarga de um ciclo e também com o resultado obtido por um especialista (ambos na Tabela 7.2) (CHAPOT *et al.*, 1999), fica claro que o modelo computacional desenvolvido é capaz de otimizar os padrões de carregamento do reator

<sup>4</sup> MARP – Maximum Average Relative Power (Máximo da Potência Média Relativa)

simultaneamente produzindo resultados satisfatórios e dentro das restrições propostas ao modelo.

Em cada um dos experimentos apresentados, observou-se um tempo médio de processamento computacional de aproximadamente três meses. Tal fato constituiu um limitador significativo na realização de mais teste.

Tabela 7.2 – Comparação entre resultado do AG e de um Especialista em recarga.

Experimentos	7º ciclo de operação	
	Boro (ppm)	MARP
GA	1026	1.390
Especialista	894	1.430

## Capítulo 8

# Conclusões

Nesta tese foi proposta uma metodologia de otimização, baseada em algoritmos genéticos (AG), para solução do problema da recarga em múltiplos ciclos de reatores nucleares à água pressurizada (PWR, do inglês *Pressurized Water Reactor*).

Como o objetivo principal era estudar a viabilidade da metodologia proposta, foram especialmente desenvolvidos *benchmarks* representativos, compreendendo características peculiares ao problema da recarga em múltiplos ciclos. Dentre as características importantes, que diferem o problema da recarga em múltiplos ciclos do problema de 1 ciclo apenas foram consideradas:

- i. O aumento do tamanho do problema do PCV (três vezes), conseguida com proposta de solução de três problemas em uma única otimização, detalhada nos *benchmarks* tipo 1 (Bench1);

- ii. A interdependência entre ciclos devido ao não-aproveitamento (retirada) de parte dos elementos (mais queimados), simulada no *benchmarks* tipo 2 (Bench2), onde um PCV é dividido em três rotas abertas e
- iii. A interdependência entre os ciclos devido à possibilidade de uma perda local, em dados ciclos (ou seja, obter valores piores do que aqueles que poderiam ser obtidos numa otimização isolada) ser capaz de remeter a ganho global (no somatório de três ciclos). Esta é conseguida com o *benchmark* tipo 3 (Bench3);

A parte central desta investigação foi a aplicação da metodologia proposta nos *benchmarks* específicos, que demonstrou sua eficiência e robustez, tendo atingido resultados ótimos ou próximos ao ótimo global, demonstrando a viabilidade de sua aplicação ao problema da recarga em múltiplos ciclos.

Nos *benchmarks* do tipo 1, Bench1\_O30 e Bench1\_R48, desenvolvidos a partir de benchmarks encontrados na literatura, a ferramenta proposta obteve resultados satisfatórios. Nestes, entretanto, a interdependência entre os ciclos não é contemplada.

Estendendo o escopo da investigação, um dos fatores relacionados com a interdependência entre ciclos é considerado no Bench2. A aplicação da metodologia proposta neste caso foi bem sucedida, encontrando o ótimo global em três experimentos.

Dando seqüência às investigações, o *Benchmark* do tipo 3 simulou, como no *benchmark* anterior, a interdependência entre os ciclos e também a possibilidade de perdas locais visando ganhos significativos no contexto global. Esta foi a principal característica que poderia fragilizar o AG, tornando o problema “deceptivo”.

Considere o conceito de problema “deceptivo”, um problema cuja função aptidão direciona a busca para um direção contrária à direção do ótimo global. Esse conceito é definido em (Goldberg, 2002).

Em três experimentos do *benchmark* do tipo 3, dois atingiram o ótimo global e um deles um valor que pode ser considerado bastante próximo do ótimo, ratificando a viabilidade e eficiência da metodologia proposta. Justifica-se dizer que o experimento que não obteve valor de *fitness* global foi satisfatório porque qualquer modificação proposta pelo AG na ordem dos agrupamentos poderia significar um incremento na casa de milhares do valor obtido, o que não se observou neste caso, colocando o experimento com um valor muito próximo ao esperado, conseqüentemente satisfatório.

Tendo sido demonstrada a viabilidade de aplicação da metodologia proposta, a aplicação da metodologia proposta em um problema simplificado de recarga em múltiplos ciclos demonstrou a capacidade de otimização simultânea de três ciclos independentes, ou seja, um problema combinatório de tamanho triplicado.

Para que se pudesse verificar a influência da interdependência entre os ciclos de operação (que é o que acontece na prática), entretanto, será necessário a obtenção das características de queima de cada elemento combustível após cada um dos ciclos. Tal característica, entretanto, não se encontra no foco atual desta pesquisa, sendo necessárias diversas modificações em nível do modelo de cálculo utilizado no código de física de reatores, ficando, assim, como sugestão para trabalho futuro.

# Referências Bibliográficas

- AIEA, 2005. Energy, Electricity and Nuclear Power estimates for the period up to 2030, Reference Data Series No. 1, July Edition, International Atomic Energy Agency, Vienna.
- BAPTISTA, R. P., De LIMA, A. M. M., *et al.* 2007. Preliminary Study for a Nuclear Multi-Cycle Reload Optimization System, 2007 International Nuclear Atlantic Conference – INAC 2007, Santos, SP, Brasil.
- BEAN, J. C., 1994. Genetic Algorithms and Random Keys for Sequencing and Optimization, ORSA Journal on Computing, vol. 6, no 2, Spring.
- CARTER, J. N., 1997. Genetic Algorithms for incore fuel management and other recent developments in optimization, Advances in nuclear science and technology, vol 25, Plenum Press, New York.
- CHAPOT, J. L. C., SILVA, F. C. and SCHIRRU, R., 1999. A New Approach to the Use of Genetic Algorithms to Solve Pressurized Water Reactor's Fuel Management Optimization Problem, Annals of Nuclear Energy, v.26, n.7, pp.641-655.

- CHAPOT, J. L. C., 2000. Otimização automática de recargas de reatores a água pressurizada utilizando algoritmos genéticos, Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, Junho.
- COELHO, A., 1999a, An updated survey of evolutionary multiobjective optimization techniques: State of the art and future trends. In: Proceedings CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, p.1-11.
- COELHO, L. S. & A. A. R. COELHO, 1999b, Algoritmos Evolutivos em Identificação e Controle de Processos: Uma Visão Integrada e Perspectivas. SBA Controle & Automação, Vol. 10, no. 01.
- DARWIN, C., 1859, The Origin of Species by Means of Natural Selection. London, John Murray.
- DeCHAINED, M. D. & FELTUS, M. A., 1995. Nuclear fuel management optimization using genetic algorithms, Nuclear Technology, v. 111, pp. 109-114, July.
- DE LIMA, A. M. M., MACHADO, M. D. & SCHIRRU, R., 2002. Comparação do Modelo de Ilhas – Implementação Paralela – e do Modelo Serial do Algoritmo Evolucionário de Otimização PBIL para Recarga de Reatores Nucleares PWR, Anais do XIII ENFIR.
- DE LIMA, A. M. M., 2005. Recarga de Reatores Nucleares Utilizando Redes Conectivas de Colônias Artificiais, Tese de D.Sc., Programa de Engenharia Nuclear, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, Junho.
- ELETROBRÁS, 2000, Plano decenal de expansão: 2000/2009. Rio de Janeiro: Eletrobrás.

- GALPERIN, A., 1995. Exploration of the search space of the in-core fuel management problem by Knowledge-Based techniques. Nuclear Science and Engineering, vol. 119, February, 144-152.
- GOLDBERG, D. E., 1989, Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Alabama: Addison Wesley, 413p.
- GOLDBERG, D. E., 1990, A note on Boltzman tournament selection for genetic algorithms and population oriented simulated annealing. Complex Systems, v.4, p.445-460.
- HOLLAND, J. H., 1975. Adaptation In Natural and Artificial Systems, Ann Arbor, University of Michigan Press.
- KIRKPATRICK, S., GELLAT, C.D. & VECCHI, M.P., 1983. Optimization by Simulated Annealing. Science, vol. 220, May, 671-680.
- KROPACZEK, D. J. & TURINSKY, P.J., 1991. In-core Nuclear Fuel Management Optimization for Pressurized Water Reactors Utilizing Simulated Annealing. Nuclear Technology, vol 95 n° 9, July, 9-31.
- MACHADO, M. D., 1999. Um Novo Algoritmo Evolucionário com Aprendizado LVQ para a Otimização de Problemas Combinatórios com a Recarga de Reatores Nucleares, Tese de M.Sc., Programa de Engenharia Nuclear, COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil.
- MACHADO, L., 2001. Otimização de Recarga do Combustível Nuclear por Agentes Artificiais, Tese de D.Sc., Programa de Engenharia Nuclear, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, Março.



- MACHADO, M. D., 2005. Algoritmo Evolucionário PBIL Multi Objetivo aplicado ao problema da recarga de reatores nucleares, Tese de D.Sc., Programa de Engenharia Nuclear, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, Junho.
- MENESES, A. A. M., MACHADO, M. D., SCHIRRU, R., 2008. Particle Swarm Optimization applied to the nuclear reload problem of a Pressurized Water Reactor Progress in Nuclear Energy, In Press, Corrected Proof.
- POON, P. W., PARKS, G. T., 1992. Optimising PWR reload core Desingns. In: Parallel Problem Solving from Nature 2, Elsevier Science Publishers B.V., pp. 371-380.
- SCHIRRU, R., PEREIRA, C. M. N. A., CHAPOT, J. L. C. and SILVA F.C., 1997, A Genetic Algorithm Solution for Combinatorial Problems – The Nuclear Core Reload Example, Proceedings of the XI National Conference of Reactor Physics and Thermalhydraulics (ENFIR), pp. 357-360, Poços de Caldas-MG, Brazil.
- SPITALNIK, J., LEPECKI, W., DE SOUZA, J. A. Marques, 1998. Sustainable energy supply: the case of Brazil. 17<sup>th</sup> Congress of the World Energy Council. Houston, Texas.
- TSPLIB, 2005. <http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html>.

# Livros Grátis

( <http://www.livrosgratis.com.br> )

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)  
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)  
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)  
[Baixar livros de Matemática](#)  
[Baixar livros de Medicina](#)  
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)  
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)  
[Baixar livros de Meteorologia](#)  
[Baixar Monografias e TCC](#)  
[Baixar livros Multidisciplinar](#)  
[Baixar livros de Música](#)  
[Baixar livros de Psicologia](#)  
[Baixar livros de Química](#)  
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)  
[Baixar livros de Serviço Social](#)  
[Baixar livros de Sociologia](#)  
[Baixar livros de Teologia](#)  
[Baixar livros de Trabalho](#)  
[Baixar livros de Turismo](#)