

CARLOS ALBERTO DE SOUZA LIMA JUNIOR

**APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE
PARTÍCULAS NO PROJETO TERMO-HIDRÁULICO EM ESCALA
REDUZIDA DO NÚCLEO DE UM REATOR PWR.**

Dissertação apresentada 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 a obtenção do Grau de Mestre em
Ciências em Engenharia Nuclear – Profissional em
Engenharia de Reatores

Orientador: Prof. Dr. Celso Marcelo Franklin Lapa e Prof. Dr. Cláudio Márcio do
Nascimento Abreu Pereira

RIO DE JANEIRO
2008

SOUZ Souza Lima Junior, Carlos Alberto

Aplicação da técnica de otimização por enxame de partículas no projeto termo-hidráulico em escala reduzida do núcleo de um reator PWR. / Carlos Alberto de Souza Lima Junior – Rio de Janeiro : CNEN/IEN, 2008.

xi, 55f.

Orientadores : Celso Marcelo Franklin Lapa e Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira.

Dissertação (Mestrado em Engenharia de Reatores) – Instituto de Engenharia Nuclear, 2008.

1.Termo-hidráulica de Reatores. 2.Modelo em Escala Reduzida.
3.Similaridade. 4.Otimização por Enxame de Partículas.

CDD

**APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS
NO PROJETO TERMO-HIDRÁULICO EM ESCALA REDUZIDA DO NÚCLEO
DE UM REATOR PWR.**

Carlos Alberto de Souza Lima Junior

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 A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR – PROFISSIONAL EM ENGENHARIA
DE REATORES

Aprovada por :

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

Prof. Cláudio Márcio N. A. Pereira, D. Sc.
(Orientador)

Prof^a. Maria de Lourdes Moreira, D.Sc.
(Membro interno)

Prof. Wagner Figueiredo Sacco, D.Sc.
(Membro externo)

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

SETEMBRO 2008

*Aos meus pais Carlos e Neide, à minha irmã Mônica e
à minha namorada Fabiana que sempre me
incentivaram nesta caminhada sem
perder a crença nesta realização.*

AGRADECIMENTOS

Não é possível citar em agradecimento todas as pessoas envolvidas na realização deste trabalho sem cometer a injustiça de não citar alguém, pois seria necessário evocar uma grande quantidade de pessoas, todas de valor inestimável, e sem as quais este trabalho não poderia ser realizado. Porém há algumas pessoas que não posso deixar de citar, por correr o risco de cometer injustiça ainda maior.

Sendo assim, agradeço :

A todos os professores do programa de pós-graduação do Instituto de Engenharia Nuclear (IEN/CENS/PPGIEN) pelo incentivo e dedicação ao sanar minhas dúvidas neste tópico aparentemente assustador que é a engenharia de reatores.

Especialmente aos meus orientadores *Prof. Dr. Celso Marcelo Franklin Lapa* e *Prof. Dr. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira* ambos pelo apoio e pelas elucidativas discussões proporcionadas.

Ao saudoso *Prof. Dr. David Adjuto Botelho* que apaixonada e competentemente lecionou o tópico Engenharia de Reatores (Termo-hidráulica), em conjunto com a *Prof^a Dr^a Maria de Lourdes Moreira*, os quais me forneceram os conhecimentos necessários para a realização deste trabalho.

À pedagoga *Joana Alves Brito de Azambuja*, Mestre em educação artes e história da cultura, pelas valiosas orientações nos momentos de indecisão assim como à *Maria Bernarda Teixeira Duarte* (Chefe do Serviço de Biblioteca) e equipe pela atenção dispensada além da surpreendente rapidez ao atender minhas inúmeras solicitações.

Ao *Prof. Dr. Antônio Carlos Marques Alvim* e *M. Sc. João Jorge Cunha* ambos integrantes do grupo de pesquisa inter-institucional (IEN-COPPE) na linha de similaridades em tecnologias nucleares.

Aos colegas de classe *Altivo, André, Douglas, Marco Aurélio, Rafael* e *Stefan* com os quais a experiência de trabalhar em conjunto foi desafiadora; exatamente onde a parceria mostrou como a colaboração pode ser produtiva e vantajosa e também aos demais alunos predecessores como *André Leal* e *Milton Alves* e sucessores como *Antônio, Carla Lucas, Guilherme, Rodrigo* e *Vitor*.

A direção do Instituto de Engenharia Nuclear (IEN) assim como à Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN) pelo suporte logístico e financeiro durante a realização deste trabalho.

RESUMO

O projeto de modelos em escala reduzida tem sido empregada por engenheiros de vários setores como indústria naval, indústria aeroespacial, petrolífera, indústria nuclear e outras. Modelos em escala reduzida são usados em experimentos porque são economicamente mais atraentes do que seus próprios protótipos (escala real), e em muitos casos também são mais baratos e, na maioria das vezes, mais fáceis de serem construídos fornecendo uma maneira de se conduzir o projeto em escala real permitindo investigações e análises indiretas no sistema em escala real. Um modelo em escala reduzida (ou experimento) deve ser capaz de representar todos os fenômenos físicos que ocorrem e ocorrerão no sistema real em condições de operação, neste caso o modelo em escala reduzida é dito similar. Existem alguns métodos para se projetar um modelo em escala reduzida, e destes, dois métodos são básicos : o método empírico que é baseado na habilidade do profissional especialista para determinar quais são as grandezas físicas relevantes para o modelo desejado, e o método das equações diferenciais que é baseado na descrição matemática do protótipo (ou experimento em escala real) para o modelo. Aplicando uma técnica matemática à equação ou equações diferenciais que descrevem o comportamento do protótipo a partir de leis físicas e assim ressaltando as grandezas físicas (quantidades) relevantes para o problema do projeto do modelo em escala reduzida, e assim o problema pode ser tratado como um problema de otimização. Muitas técnicas de otimização como Algoritmo Genético, por exemplo, tem sido desenvolvidas para solucionar esta classe de problemas e tem também sido aplicadas ao projeto do modelo em escala reduzida. Neste trabalho, é realizada a investigação do uso da técnica de otimização por enxame de partículas, como ferramenta (alternativa) de otimização, no projeto termo-hidráulico do núcleo de reator PWR em escala reduzida, em regime de circulação forçada e condições normais de operação. Uma comparação de desempenho entre as técnicas GA e PSO é realizada assim como uma comparação entre seus resultados. Os resultados obtidos mostram que a técnica de otimização investigada é uma ferramenta promissora para o projeto de experimentos ou equipamentos em escala reduzida, apresentando vantagens sobre outras técnicas.

Palavras-chave : Modelo em escala reduzida, otimização por enxame de partículas (PSO), Similaridade, Termo-hidráulica de núcleos de reatores PWR.

ABSTRACT

The reduced scale models design have been employed by engineers from several different industries fields such as offshore, spatial, oil extraction, nuclear industries and others. Reduced scale models are used in experiments because they are economically attractive than it's own prototype (real scale) because in many cases they are cheaper than a real scale one and most of time they are also easier to build providing a way to lead the real scale design allowing indirect investigations and analysis to the real scale system (prototype). A reduced scale model (or experiment) must be able to represent all physical phenomena that occurs and further will do in the real scale one under operational conditions, e.g., in this case the reduced scale model is called similar. There are some different methods to design a reduced scale model and from those two are basic : the empiric method based on the expert's skill to determine which physical measures are relevant to the desired model; and the differential equation method that is based on a mathematical description of the prototype (real scale system) to model. Applying a mathematical technique to the differential equation that describes the prototype then highlighting the relevant physical measures so the reduced scale model design problem may be treated as an optimization problem. Many optimization techniques as Genetic Algorithm (GA), for example, have been developed to solve this class of problems and have also been applied to the reduced scale model design problem as well. In this work, Particle Swarm Optimization (PSO) technique is investigated as an alternative optimization tool for such problem. In this investigation a computational approach, based on particle swarm optimization technique (PSO), is used to perform a reduced scale two loop Pressurized Water Reactor (PWR) core, considering 100% of nominal power operation on a forced flow cooling circulation and non-accidental operating conditions. A performance comparison between GA and PSO techniques is performed as it's obtained results to this problem. Obtained results shows that the proposed optimization technique (PSO) is a promising tool for a reduced scale experiments or equipments design, presenting advantages over other techniques.

Keywords : Reduced scale model, Particle Swarm Optimization (PSO), Similarity, Reactor core thermal-hydraulics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – <i>Maquete da área protegida das usinas de Angra I e II.</i>	3
Figura 3.1 – <i>Lógica PSO.</i>	21
Figura 3.2 – <i>Representação gráfica da função de teste.</i>	23
Figura 3.3 – <i>Representação gráfica da função Rastrigin.</i>	25
Figura 3.4 – <i>Representação gráfica da função Schwefel.</i>	27
Figura 4.1 – <i>Estrutura operacional do PSO.</i>	29
Figura 5.1 – <i>Convergência obtida pelo PSO e AG (fitness x iterações).</i>	42
Figura 5.1a – <i>Convergência para população de 20 indivíduos.</i>	
Figura 5.1b – <i>Convergência para população de 50 indivíduos.</i>	
Figura 5.1c – <i>Convergência para população de 100 indivíduos.</i>	
ANEXO	
Figura I – <i>Diagrama esquemático de uma planta nuclear de potência.</i>	49
Figura II – <i>Diagrama esquemático do núcleo do reator PWR.</i>	50
Figura III – <i>Esquema dos componentes principais do vaso do reator.</i>	51

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – <i>Resultado obtido com PSO na 1ª verificação (minimizar).</i>	24
Tabela 3.2 – <i>Resultado obtido com PSO na 1ª verificação (maximizar).</i>	24
Tabela 3.3 – <i>Resultado obtido com PSO na 2ª verificação (minimizar).</i>	26
Tabela 3.4 – <i>Resultado obtido com PSO na 3ª verificação (minimizar).</i>	27
Tabela 4.1 – <i>Parâmetros de operação do protótipo (Angra I).</i>	33
Tabela 4.2 – <i>Limites de busca das variáveis.</i>	34
Tabela 4.3 – <i>Parâmetros de configuração do PSO.</i>	35
Tabela 5.1 – <i>Resultados obtidos pelo PSO com 20, 50 e 100 partículas.</i>	37
Tabela 5.2 – <i>Resultados obtidos pelo AG com 20, 50 e 100 genes.</i>	38
Tabela 5.3 – <i>Parâmetros obtidos com PSO e AG para populações de 20, 50 e 100 indivíduos..</i>	38
Tabela 5.4 – <i>Análise dos resultados obtidos.</i>	39
Tabela 5.5 – <i>Números adimensionais calculados a partir dos resultados obtidos.</i>	40
Tabela 5.6 – <i>Parâmetros do núcleo de PWR otimizado por PSO.</i>	43
ANEXO	
Tabela I – <i>Fatores de escala utilizados em várias áreas da Física.</i>	52
Tabela II – <i>Alguns fatores de escala secundários.</i>	53
Tabela III – <i>Grupos adimensionais da Mec. dos Fluidos e Transferência de Calor.</i>	54

NOMENCLATURAS

q^*	Fator de escala.
q'	Quantidade representativa no modelo.
q	Quantidade representativa no protótipo.
l	Quantidade representativa de comprimento.
t	Quantidade representativa de tempo.
F	Quantidade representativa de força.
θ ou T	Quantidade representativa de temperatura.
i	Quantidade representativa de corrente elétrica.
p	Quantidade representativa secundária de pressão.
π	Número adimensional.
u	Quantidade representativa secundária de velocidade.
A	Quantidade representativa secundária área.
M	Quantidade representativa secundária de momento (torque).
P	Quantidade representativa secundária de potência.
a	Quantidade representativa secundária de aceleração.
$[L]$	Dimensão de comprimento.
$[t]$	Dimensão de tempo.
$[\theta]$	Dimensão de temperatura.
m	Massa.
ρ	Densidade ou massa específica.
μ	Viscosidade.
σ	Força (cisalhamento).
ε	Coefficiente de deformação.
x ou E	Deslocamento.
κ	Condutividade térmica.
c_p	Calor específico (pressão constante).
q''	Fluxo de Calor.
q'''	Densidade volumétrica de calor.
Q	Calor transferido.

ω_{\max}	Inércia inicial da partícula.
ω_{\min}	Inércia final da partícula.
V_{\max}	Velocidade máxima das partículas.
c_1	Coefficiente de aprendizado individual das partículas (PSO).
c_2	Coefficiente de aprendizado coletivo das partículas (PSO).
$iter_{\max}$	Número máximo de iterações.
r_1 e r_2	Aleatórios entre 0 e 1.
d	Diâmetro do clad (combustível).
Δx	Distância entre as varetas de combustível.
N_v	Número de Elementos combustível.
Q_v	Potência gerada por Elemento Combustível.
P_0	Pressão de operação do reator.
W	Vazão do refrigerante.
L	Comprimento ativo do Combustível.
D_h	Diâmetro hidráulico
χ_e	Título termodinâmico.
H	Entalpia.
T_{cool}	Temperatura do refrigerante.
T_{fuel}	Temperatura do combustível.
h	Coefficiente de transferência de calor
q_c''	Fluxo crítico de calor.
DNB	Departure Nucleate Boiling.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.	1
1.1 Contextualização do problema.	2
1.2 Objetivo.	4
2 MODELO EM ESCALA REDUZIDA.	5
2.1 Similaridades.	6
2.2 Método Empírico	9
2.2.1 Fator de escala (primário e secundário).	9
2.2.2 Números- π principais e secundários.	10
2.3 Método das Equações Diferenciais	15
2.3.1 Equações Navier-Stokes e Convecção-Difusão.	15
3 O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.	18
3.1 Otimização por enxame de partículas (PSO).	19
3.2 Função objetivo.	21
3.3 O código PSO implementado.	22
3.4 Verificação do código PSO implementado.	22
4 METODOLOGIA & PROCEDIMENTOS.	29
4.1 Função objetivo específica e restrições do problema.	30
4.2 Projeto do núcleo de PWR – 2 Loops em escala reduzida.	31
5 RESULTADOS.	37
5.1 Parâmetros do núcleo sugeridos pelo PSO & AG.	37
5.1.1 Desempenho das técnicas de otimização.	40
5.2 Design geométrico e termo-hidráulico do núcleo do reator.	43
6 CONCLUSÕES.	45
6.1 Conclusões.	45
REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.	47
ANEXO	49

1 INTRODUÇÃO

Modelos em escala são freqüentemente empregados em projetos de engenharia porque são, em muitos casos, economicamente menos onerosos que os respectivos protótipos em escala real.

O termo “modelo em escala” comumente nos impele a pensar em uma réplica de alguma coisa (intuitivamente em uma miniatura) ou em uma simplificação de um sistema mais complexo.

Esta simplificação semântica esconde a riqueza de possibilidades que o estudo de modelos em escala pode fornecer na realização de um projeto, pois, modelos em escala, em seu sentido mais amplo, incluem simultâneas e constantes relações entre todas as grandezas físicas envolvidas sejam quais forem sua natureza ou magnitude.

Em um caso particular onde as relações entre as grandezas envolvidas são provenientes de leis físicas (cap. II), os modelos em escala decorrentes destas relações constituirão uma classe especial de modelos que serão uma completa representação de um projeto (sistema) original. Estes modelos são ditos modelos similares em escala.

Assim, um modelo similar em escala pode ser feito em tamanho menor, maior ou igual ao projeto original. Donde o modelo de um sistema do mesmo tamanho que o projeto original (em escala real) não constitui um modelo em escala, mas sim o próprio projeto.

Do ponto de vista de engenharia, uma das razões de se projetar um modelo similar em escala é a possibilidade que este oferece de permitir o estudo do comportamento do projeto em sua configuração original, assim o modelo similar em escala reduzida pode ser utilizado para avaliar o comportamento do projeto original. E por esta razão, o projeto de modelos similares em escala constitui uma importante ferramenta no auxílio da análise comportamental de um sistema (projeto original) assim como no auxílio à tomada de decisões, além de oferecer vantagens na sua execução. O projeto de modelos similares em escala ainda proporciona a obtenção de resultados para a construção de sistemas, medidas experimentais, teste de hipóteses e validação teórica, validação de softwares, redução do tempo de confecção e menor custo para alguns sistemas.

1.1 Contextualização do problema

O projeto de um sistema consiste do ato de analisar/determinar todos os fatores relevantes para a sua realização, ou seja, a determinação qualitativa dos fenômenos físicos e as respectivas quantidades envolvidas tanto quanto o seu comportamento ao longo do tempo, de modo que o projeto possa ser desenvolvido com tais características (dimensionais e operacionais) sem qualquer perda de generalidade.

Projetar um modelo similar em escala pode ser considerada uma tarefa um pouco mais elaborada, uma vez que esta consiste em se projetar um sistema com base no projeto do sistema original acrescido de modificações em suas características (dimensionais e operacionais) de modo que estas preservem relações constantes com os fenômenos físicos do protótipo (sistema original).

Isto implica que estas modificações não consistam simplesmente do redimensionamento de seus parâmetros geométricos, mas sim do redimensionamento de todas as grandezas físicas DUNCAN et al (1953) e HIGGINS (1957) envolvidas no projeto do sistema original.

Assim, o projeto de um sistema similar em escala torna-se uma tarefa relativamente mais difícil que a de projetar o sistema original, devido a dificuldade em se redimensionar todas as grandezas físicas simultaneamente, tornando, por vezes, o que seria economicamente atraente (o uso do projeto de um sistema em escala) em algo tecnicamente inviável em função do grande tempo despendido em sua realização, ou nos recursos gastos na realização das adequações necessárias.

Mesmo assim o projeto de modelos similares em escala DIETERICH (1977) e ALLEN (1947) tem sido amplamente utilizado nas mais diversas áreas do conhecimento e em vários setores da indústria como : petrolífero, oceânico, engenharia civil, nuclear, naval, aeroespacial e etc.

Talvez o setor industrial no qual o uso de modelos em escala possa ser mais freqüentemente notado, utilizando-se muitas vezes de réplicas em miniatura do projeto original (as maquetes - figura 1.1) é o setor da construção civil.

Essas réplicas somente podem ser consideradas modelos similares em escala se as únicas características relevantes ao projeto forem as relações geométricas entre suas características. O que significa que nem toda miniatura será um modelo similar em escala reduzida, porém no caso arquitetônico das maquetes onde somente as características

geométricas sejam relevantes, o redimensionamento geométrico é condição suficiente para o projeto de um modelo similar em escala.



Figura 1.1 – Maquete da área protegida das usinas de Angra I e II.

Em muitos casos de projetos de modelos similares em escala, o redimensionamento geométrico será condição necessária, porém, não suficiente, pois outros redimensionamentos serão exigidos para que o modelo projetado possa ser uma representação do original.

Para o projeto de sistemas termo-hidráulicos similares em escala, o redimensionamento das grandezas físicas fundamentais envolvidas (comprimento, tempo, temperatura, força) McADAMS (1954) representam o conjunto de condições necessárias e suficientes para a realização do modelo. Entretanto o redimensionamento direto destas quantidades do protótipo acarretará uma alteração comportamental (operacional) do modelo com relação ao sistema original, modificando assim os coeficientes de atrito (fricção), transferência de calor, velocidade de escoamento e etc. fazendo com que o modelo venha a possuir características distintas do original, porém se este conjunto de condições necessárias e suficientes bastarem (estando diretamente relacionadas) para que não haja distinção entre o comportamento do modelo e comportamento do projeto original, então diz-se que estes são sistemas similares BARENBLATT (2003).

Desta maneira o modelo similar em escala é capaz de permitir que o comportamento operacional (eficiência, desempenho e etc.) do protótipo seja observado e analisado

podendo exibir eventuais falhas ou inadequações do projeto fornecendo resultados importantes para o empreendimento. Por isso, projetos de sistemas termo-hidráulicos em escala reduzida podem ser de significativa relevância, inclusive no projeto de reatores PWR de menor porte.

Mas, projetar um sistema termo-hidráulico similar em escala reduzida de maneira que este possa ser fisicamente comparado ao sistema original e assim possa produzir resultados comparativos confiáveis não é, como mencionado anteriormente, uma tarefa simples, especialmente se o experimento possuir efeitos de transferência de calor e massa PARKER et. al. (1970) como ocorre em núcleos de reatores nucleares de água pressurizada (PWR).

1.2 Objetivo

O objetivo deste trabalho é investigar a aplicabilidade da técnica de otimização conhecida como Particle Swarm Optimization (PSO) no desenvolvimento do projeto termo-hidráulico do núcleo de um reator PWR em escala reduzida, atendendo aos princípios de similaridade, utilizando uma abordagem numérica ao método das equações diferenciais adimensionalizadas, aplicadas a problemas de transferência de calor e massa como ocorre em núcleos de reatores PWR.

Nesta abordagem surge, como parte da metodologia, um problema de otimização (a busca por valores ótimos para as grandezas relevantes envolvidas) quando se deseja encontrar os mesmos coeficientes nas equações diferenciais adimensionalizadas do sistema original para o modelo em escala reduzida de modo a torná-los similares.

Para realizar esta tarefa, algumas técnicas computacionais como o algoritmo genético (AG) (baseada no comportamento de sistemas biológicos), por exemplo, tem sido aplicadas como em LAPA et. al.(2002).

Nesta investigação a abordagem computacional da-se-á através das técnicas de otimização PSO (Particle Swarm Optimization) e AG (Algoritmo Genético), que como técnicas de otimização, baseiam-se em uma função objetivo característica do problema para busca de uma ótima solução possível.

Projetar um modelo similar em escala reduzida consiste no ato de redimensionar todas as grandezas físicas envolvidas no sistema original buscando por um conjunto ótimo de soluções que garantam representatividade entre os sistemas.

Pretende-se assim projetar um núcleo de reator PWR em escala reduzida através da técnica PSO e também obter uma avaliação do desempenho desta técnica neste tipo de aplicação em comparação com os resultados obtidos pela técnica dos AG (Algoritmos Genéticos) utilizada para obter soluções desta classe de problemas como em trabalho anterior LAPA et. al.(2002).

2 MODELO EM ESCALA REDUZIDA

Os modelos em escala que freqüentemente encontramos são aqueles utilizados em arquitetura para avaliar a adequação de determinada edificação a região onde esta será construída ou simplesmente para exibir suas características arquitetônicas. Assim como em modelos de cidades onde tenta-se avaliar as necessidades urbanísticas destas.

Os modelos são utilizados em diversas áreas da atividade humana como por exemplo na indústria aeronáutica, aeroespacial, na indústria de máquinas e motores, na engenharia civil e etc., porém a área do conhecimento onde a utilização de modelos em escala é mais antiga, e mais bem conhecida, é a indústria naval onde os modelos em escala são utilizados na avaliação do comportamento de embarcações em diversas situações de navegabilidade. Avaliando-se assim a sua fluutuabilidade, estabilidade e outros fatores que envolvem a performance de uma embarcação diante das diversas condições possíveis de navegação antes de sua efetiva construção.

Em geral o conceito de modelo pode ser visto como se tomando pequenos elementos do protótipo e seu elemento correspondente no modelo.

2.1 Similaridades.

O estudo de projetos de modelos em escala, aqui proposto para um sistema termo-hidráulico, foi primeiramente referenciada por Tolman em 1914 em “seu avanço” (por ele mesmo citado) HIGGINS (1957) como princípio da similitude, contida na seguinte declaração : “A entidade fundamental de que o universo físico é construído é aquela cujo um universo físico em miniatura poderia ser construído exata e completamente similar ao universo real”. O que expôs o assunto a muitas pesquisas e investigações e também difundiu amplamente a idéia, principalmente, nos estudos do eletromagnetismo. Anteriormente, engenheiros e cientistas aprenderam que para se construir sistemas ou equipamentos, experimentos eram necessários para produzir informações úteis para a construção do sistema ou do equipamento em questão. É nítido que em casos de alguns sistemas a construção de um experimento em tamanho real não seria viável e que grandes economias de tempo e dinheiro deveriam ser obtidas. Os modelos em escala reduzida

poderiam reduzir o tempo de construção assim como as despesas na execução do projeto, porém para que isso fosse possível, uma regra ou teoria que permitisse aplicar os resultados obtidos do modelo de teste ao protótipo seria necessária.

O princípio da similitude proporcionaria esta realização através de uma teoria, e esta teoria foi proposta por Kline em PARKER et. al. (1970), na década de '50 como princípio da similaridade, da seguinte forma “Se dois sistemas obedecem ao mesmo conjunto de equações governamentais e condições e se os valores de todos os parâmetros nas equações e condições são os mesmos, então os dois sistemas devem exibir comportamento similar fornecidos pela única solução a que o conjunto de equações e condições possui”.

Porém esta formulação ainda depende da complicada tarefa que é a determinação dos parâmetros das equações; parâmetros estes que são dependentes das características físicas do sistema em análise. Pois, o ato de projetar modelos, significa garantir que estes (ex. aeromodelos) possuam as mesmas características operacionais presentes em seus protótipos, ou seja, garantir que as grandezas físicas (comprimento, tempo, força, temperatura e etc.) existentes no protótipo estejam presentes no modelo tal qual suas relações como da teoria de Kline.

Uma maneira possível de se escrever as relações entre as grandezas físicas (de cada tipo) do protótipo e do modelo é através dos fatores de escala. Os fatores de escala são números adimensionais que exibem informações singulares com respeito as grandezas representadas no protótipo e no modelo.

$$q^* = \frac{q_1}{q'_1} = \frac{q_2}{q'_2} = \frac{q_3}{q'_3} = \dots = \frac{q_i}{q'_i} \quad (2.1)$$

Onde q_i e q'_i ($i = 1,2,3,\dots,n$) são quantidades correspondentes de mesmo tipo e q^* é o fator de escala.

O fator de escala corresponde à primeira linha de garantias, no que diz respeito ao projeto de um modelo em escala reduzida, existindo como a relação da mesma quantidade existente no protótipo e no modelo, que freqüentemente restringem-se a um mínimo de cinco grandezas fundamentais.

Essas grandezas (ou quantidades) fundamentais são : comprimento (l^*), tempo (t^*), força (F^*), temperatura (θ^*) e corrente elétrica (i^*).

$$l^* = \frac{l}{l'} \quad ; \quad t^* = \frac{t}{t'} \quad ; \quad F^* = \frac{F}{F'} \quad ; \quad \theta^* = \frac{\theta}{\theta'} \quad ; \quad i^* = \frac{i}{i'}$$

Estas cinco grandezas, chamadas *fatores de escala*, compõem uma nova grandeza, também adimensional, chamada de número- π da seguinte forma

$$\pi = (l^*)^{n_1} \cdot (t^*)^{n_2} \cdot (F^*)^{n_3} \cdot (\theta^*)^{n_4} \cdot (i^*)^{n_5} \quad (2.2)$$

onde os números (n_1, n_2, n_3, n_4, n_5) podem assumir valores inteiros ($\dots, -2, -1, 0, +1, +2, \dots$) de maneira a compor um número- π com os produtos dos fatores de escala relevantes, respectivamente, caracterizando de maneira específica um número adimensional também conhecido por grupo adimensional.

Porém, se as grandezas que compõem os números- π forem provenientes de leis físicas, os fenômenos ou sistemas em questão serão fisicamente similares se e somente se os valores numéricos dos parâmetros adimensionais que governam o fenômeno físico (ou conjunto de fenômenos) forem iguais, ou seja, se os valores dos parâmetros adimensionais correspondentes ($\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n$) forem idênticos.

Os parâmetros ($\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n$) são chamados parâmetros de similaridade.

Há quatro tipos importantes de similaridade na maioria dos estudos em engenharia, principalmente nos estudos de modelos em escala :

- 1) Similaridade Geométrica
- 2) Similaridade Mecânica
 - a. Similaridade Cinemática
 - b. Similaridade Dinâmica
- 3) Similaridade Térmica
- 4) Similaridade Química

Assim, para se obter similaridade completa em um circuito termo-hidráulico é necessário que as similaridades (geométrica, cinemática, dinâmica e térmica) sejam simultaneamente satisfeitas como se pode observar na Tabela 1, ou seja, no caso específico do circuito termo-hidráulico, deve-se primeiramente obter a similaridade geométrica que é necessária para que se obtenha similaridade cinemática, e da mesma forma, para que se obtenha similaridade dinâmica é necessário que se tenha similaridade cinemática e só então a similaridade térmica simultânea as demais e posteriormente obtida garantirá a similaridade completa entre dois circuitos termo-hidráulicos.

2.2 Método empírico

O método empírico para obter similaridade entre sistemas requer a experiência do profissional de engenharia para a correta determinação das quantidades relevantes na construção do modelo que se deseja. De modo que estas quantidades garantam que o modelo representará satisfatoriamente o protótipo, ou seja, será tão similar quanto possível.

2.2.1 Fatores de escala (primário e secundário)

Analisando os elementos do protótipo leva-se em consideração suas características físicas de interesse como : geometria, pressão, stress, deformação, peso, velocidade, aceleração, frequência, intensidade do campo magnético, corrente elétrica e etc. Se cada elemento do protótipo pode ser transformado ao elemento correspondente no modelo pela

multiplicação de um determinado fator constante (fator de escala) podemos então assegurar que estes elementos possuem comportamento homólogo.

Desta forma somente estas quantidades primárias de fatores de escala precisam ser contados para todos os outros fatores de escala que são facilmente derivados a partir destes fatores primários.

Na criação de modelos em escala tratamos somente de quantidades definidas Tabela 1 como produtos de cinco quantidades (ou menos se suficiente) cada uma elevada a sua potência apropriada.

Em geral, o fator de escala secundário

$$q^* = l^{*n_1} \cdot t^{*n_2} \cdot F^{*n_3} \cdot \theta^{*n_4} \cdot i^{*n_5}$$

Desta forma podemos derivar qualquer fator de escala secundário de dois ou mais fatores de escala primários como podemos ver abaixo ou como na Tabela (2) :

fator de escala área	$A^* = l^{*2}$
fator de escala aceleração	$a^* = l^* / t^{*2}$
fator de escala momentum (torque)	$M^* = F^* l^*$
fator de escala potência	$P^* = F^* v^* = F^* l^* / t^*$

Para similaridade geométrica q^* representa o fator de escala de comprimento; para similaridade temporal, o fator de escala do tempo; e para similaridade de forças o fator de escala das forças e assim sucessivamente.

Vimos que não mais do que cinco fatores de escala primários são necessários. E se esses fatores de escala principais puderem ser implementados, então todos os fatores de escala secundários também serão e teremos um modelo em escala.

$$q^* = \frac{q}{q'} ; \quad l^* = \frac{l}{l'} ; \quad \theta^* = \frac{\theta}{\theta'} ; \quad p^* = \frac{p}{p'}$$

De modo que as quantidades $l, l', \theta, \theta', p, p'$ (são chamadas quantidades representativas e de fundamental importância no projeto do modelo em escala. Então aplica-se as quantidades representativas a qualquer fator de escala (secundário) e pode-se assim expressá-lo em termos das quantidades representativas.

2.2.2 Números- π principais e secundários

Podemos definir números π a partir de qualquer correlação física de grandezas, porém somente os números π derivados de leis físicas são chamados números π principais (números adimensionais) cabendo aos demais se tornarem números π secundários.

Da formulação de Newton pode-se representativamente escrever :

Lei Física	representativamente
$\vec{F} = m.\vec{a}$	$m \hat{=} \rho.[L]^3$ $a \hat{=} \frac{[L]/[t]}{[t]}$ $F \hat{=} \rho.[L]^3 \cdot \frac{[L]/[t]}{[t]}$
$\pi_{Ne} = Ne = \frac{F}{\rho.[L]^2.v^2}$	

Da lei de Stokes de fricção $\tau = \mu \left(\frac{\partial v_x}{\partial y} + \frac{\partial v_y}{\partial x} \right)$ pode-se representativamente escrever :

Lei Física	representativamente
$\tau = \mu \cdot \left(\frac{\partial v_x}{\partial y} + \frac{\partial v_y}{\partial x} \right)$	$\tau \hat{=} \mu \cdot \frac{[L]/[t]}{[L]}$ $\tau \hat{=} \frac{F}{[L]^2}$ $\frac{F}{[L]^2} \hat{=} \mu \cdot \frac{[L]/[t]}{[L]}$
$\pi_v = \frac{F}{\mu \cdot [L] \cdot v}$	

Dos números adimensionais escritos anteriormente pode-se derivar outro número adimensional como :

$$\pi_{Re} = \frac{\pi_v}{\pi_{Ne}}$$

$$\pi_{Re} = \frac{F}{\mu \cdot [L] \cdot v} \cdot \frac{\rho \cdot [L]^2 \cdot v^2}{F}$$

$$\pi_{Re} = Re = \frac{\rho \cdot [L] \cdot v}{\mu}$$

(2.3)

que é o número de Reynolds.

Da formulação da lei de Hooke $\sigma = \varepsilon \cdot E$ pode-se representativamente escrever :

Lei Física	representativamente
$\sigma = \varepsilon.E$	$\varepsilon \hat{=} \frac{\sigma}{E}$ $\varepsilon \hat{=} \frac{F/[L]^2}{E}$
$\pi_e = \frac{F}{[L]^2.E}$	

Da relação entre o número adimensional escrito anteriormente e o número de Newton pode-se derivar outro número adimensional como :

$$\pi_{Ca} = \frac{\pi_e}{\pi_{Ne}}$$

$$\pi_{Ca} = \frac{\frac{F}{[L]^2.E}}{\frac{F}{\rho.[L]^2.v^2}} = \frac{F}{[L]^2.E} \cdot \frac{\rho.[L]^2.v^2}{F}$$

$$\boxed{\pi_{Ca} = Ca = \frac{\rho.v^2}{E}} \quad (2.4)$$

que é o número de Cauchy.

Da formulação da lei de Fourier (transferência de calor) $q'' = -\kappa.\nabla\theta$ pode-se escrever representativamente :

Lei Física	representativamente
$q'' = -\kappa \cdot \nabla \theta$	$q'' \hat{=} \kappa \cdot \frac{[\theta]}{[L]}$ $q'' \hat{=} \kappa \cdot \frac{[\theta]}{[L]} = \frac{Q}{[L]^2}$
$\pi_k = \frac{Q \cdot v}{\kappa \cdot [L]^2 \cdot [\theta]}$	

E da relação $Q = m \cdot c_p \cdot \Delta \theta$ pode-se representativamente escrever:

Lei Física	representativamente
$Q = m \cdot c_p \cdot \Delta \theta$	$m \hat{=} \rho \cdot [L]^3$ $Q \hat{=} \rho \cdot [L]^3 \cdot c_p \cdot [\theta]$
$\pi_c = \frac{Q}{\rho \cdot [L]^3 \cdot c_p \cdot [\theta]}$	

Da razão dos números adimensionais escritos anteriormente podemos derivar outro número adimensional como :

$$\pi_{Fo} = \frac{\pi_c}{\pi_k}$$

$$\pi_{Fo} = \frac{\frac{Q}{\rho \cdot [L]^3 \cdot c_p \cdot [\theta]}}{\frac{Q \cdot v}{\kappa \cdot [L]^2 \cdot [\theta]}} = \frac{Q}{\rho \cdot [L]^3 \cdot c_p \cdot [\theta]} \cdot \frac{\kappa \cdot [L]^2 \cdot [\theta]}{Q \cdot v}$$

$$\boxed{\pi_{Fo} = Fo = \frac{\kappa}{\rho \cdot [L] \cdot c_p \cdot v}} \quad (2.5)$$

que é o número de Fourier.

Então do número de Reynolds e do número de Fourier como a seguir

$$\pi_{Pr} = \frac{1}{\pi_{Re} \cdot \pi_{Fo}}$$

$$\pi_{Pr} = \frac{1}{\frac{\rho \cdot [L] \cdot v}{\mu} \cdot \frac{\kappa}{\rho \cdot [L] \cdot c_p \cdot v}} = \frac{1}{\frac{\kappa}{\mu \cdot c_p}}$$

$$\boxed{\pi_{Pr} = \text{Pr} = \frac{c_p \cdot \mu}{\kappa}} \quad (2.6)$$

que é o número de Prandtl .

E assim, pode-se obter números adimensionais principais (e secundários) que representem características específicas dos sistemas.

2.3 Método das Equações Diferenciais

O método das equações diferenciais para obter similaridade entre sistemas, utilizado neste trabalho, requer o uso de uma avaliação física dos fenômenos envolvidos seguida de uma descrição matemática, baseada no método das equações diferenciais, com a finalidade de definir e determinar as quantidades relevantes para a adequada modelagem de um sistema.

2.3.1 Equações Navier-Stokes e Convecção-Difusão (adimensionais)

O modelo físico considerado, é o mesmo que em Lapa et. al. (2002), representado pelas equações de Navier-Stokes e a equação de convecção-difusão da energia.

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (2.7)$$

$$\rho \left[\frac{\partial \mathbf{u}_i}{\partial t} + \mathbf{u}_j \frac{\partial \mathbf{u}_i}{\partial x_j} \right] + \frac{\partial P}{\partial x_i} - \mu \frac{\partial^2 \mathbf{u}_i}{\partial x_j \partial x_j} - \rho \mathbf{g}_i = 0 \quad (2.8)$$

$$\rho \cdot c_p \cdot \left(\frac{\partial T}{\partial t} + \mathbf{u} \cdot \frac{\partial T}{\partial \mathbf{x}} \right) - \kappa \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} = 0 \quad (2.9)$$

$$\mathbf{u}^* = \frac{\vec{u}}{\vec{u}_0} \quad p^* = \frac{p}{p_0} \quad T^* = \frac{T - T_0}{\Delta T} \quad \mathbf{g}^* = \frac{\vec{g}}{\|\vec{g}\|} \quad \mathbf{x}^* = \frac{\vec{x}}{D_h} \quad t^* = \frac{D_h}{\|\vec{u}_0\| t} \quad (2.10)$$

onde os termos com * representam as quantidades adimensionais para velocidade, pressão, temperatura, aceleração da gravidade, deslocamento e tempo respectivamente. Substituindo estes fatores de escala descritos na Eq.(2.10) nas equações de Navier-Stokes e Convecção-difusão de energia Eqs.(2.7-2.9), estas tornam-se as Eqs.(2.11-2.13) em suas formas adimensionais.

Determinando assim as quantidades relevantes para obtenção da similaridade entre os sistemas.

$$\nabla^* \cdot \mathbf{u}^* = 0 \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial \mathbf{u}^*}{\partial t^*} + \mathbf{u}^* \cdot \nabla^* \mathbf{u}^* + \nabla^* p^* - \frac{1}{\text{Re}} \nabla^* \cdot (\nabla^* \mathbf{u}^*) + \frac{Bo}{\text{Re}} \nabla^* \cdot [T^* (\nabla^* \mathbf{u}^*) + (\nabla^* \mathbf{u}^*)^T] - \frac{Gr}{\text{Re}^2} \mathbf{g}^* T^* = 0 \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial T^*}{\partial t^*} + \mathbf{u}^* \cdot \nabla^* T^* - \frac{1}{\text{Re} \cdot \text{Pr}} \nabla^* \cdot (\nabla^* T^*) - \frac{La}{\text{Re} \cdot \text{Pr}} \nabla^* \cdot (T^* \nabla^* T^*) = 0 \quad (2.13)$$

E os números adimensionais (definidos anteriormente) são explicitados na equação.

$$\text{Re} = \frac{\rho_0 \cdot u_0 \cdot D_h}{\mu} \quad (\text{Reynolds}) \quad (2.14)$$

$$\text{Gr} = \frac{(\rho_0)^2 \cdot \|\vec{g}\| \cdot \beta \cdot \Delta T \cdot D_h}{(\mu_0)^2} \quad (\text{Grashof}) \quad (2.15)$$

$$\text{Pr} = \frac{\mu_0 \cdot c_p}{\kappa_0} \quad (\text{Prandtl}) \quad (2.16)$$

As quantidades Bo e La representam os números adimensionais de Botelho e Lapa respectivamente

$$Bo = -\frac{\Delta T}{\mu_0} \cdot \left(\frac{\partial \mu}{\partial T} \right)_{T_0} \quad (\text{Botelho}) \quad (2.17)$$

$$La = \frac{\Delta T}{\kappa_0} \cdot \left(\frac{\partial \kappa}{\partial T} \right)_{T_0} \quad (\text{Lapa}) \quad (2.18)$$

uma vez que as equações de Navier-Stokes e de Convecção-difusão de energia sejam adimensionalizadas, tem-se o sistema termo-hidráulico completamente descrito pelos números adimensionais relevantes ao problema.

3 O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Otimização é a busca pela melhor solução para um dado problema dentro de um conjunto finito ou infinito de soluções. Na formulação de um problema prático de otimização o conjunto de soluções (ou solução) deve estar representado por uma função objetivo, que descreva o problema a ser otimizado e suas restrições, donde deve-se encontrar uma solução que minimize ou maximize tal função objetivo e que simultaneamente atenda as restrições, ou seja, a solução encontrada deve pertencer ao espaço de busca ou região viável, que compreende o conjunto de soluções possíveis ou viáveis do problema a ser otimizado.

A função objetivo pode ter um ou mais pontos de mínimo ou máximo (locais) o que define se ela é unimodal ou multi-modal, respectivamente.

Os métodos clássicos são concebidos para resolver casos genéricos que pertençam a subclasses onde imperam linearidade, diferenciabilidade ou não-diferenciabilidade em pontos isolados e classificam-se, de acordo com as características da função objetivo e suas restrições. São exemplos as subclasses denominadas Programação Linear, Programação Não-Linear ou Programação Quadrática e etc.

Diversas características podem tornar a tarefa de otimização bastante difícil, ou até mesmo intratável, pelos métodos clássicos, ou seja, a multimodalidade, bem como as considerações de variáveis contínuas e discretas em um único problema onde não se tem conhecimento prévio do espaço de busca podem tornar o problema intratável em termos de otimização global.

Os métodos de computação evolucionária estão fundamentados em alicerces da observação de processos biológicos, que interpretam a evolução natural como uma forma inteligente de adaptação, auto-organização e otimização. De maneira geral, são concebidos para resolver problemas genéricos em ambientes genéricos onde a não-linearidade ou a não-diferenciabilidade devam ser tratados e operam com uma população de pontos que evoluem através de regras probabilísticas. Geralmente garantem uma boa aproximação da solução para problemas aos quais os métodos convencionais não garantem o mesmo desempenho.

3.1 Otimização por enxame de partículas (PSO)

Otimização por enxame de partículas (PSO) é uma técnica de otimização desenvolvida em 1995 por James Kennedy e Russel C. Eberhart em KENNEDY E EBERHART (2001) como método de otimização de funções contínuas e não-lineares e tem seus fundamentos em duas principais metodologias : A-life (artificial life) e Swarm theory (teoria de enxames), que simulam o comportamento social dos animais.

Otimização por enxame de partículas (PSO) é um algoritmo de otimização inspirado no comportamento biológico de enxames e aspectos de adaptação social e que em algum sentido pode ser visto como um tipo de técnica de Computação Evolucionária. Embora os modelos tradicionais tenham sua força de concentração na competição (Competição Darwiniana), o algoritmo de PSO escolheu a colaboração como sua estratégia de desenvolvimento.

No algoritmo PSO, o enxame é composto pelas soluções candidatas simuladas, chamadas “partículas”. A posição da partícula representa a própria solução candidata, enquanto a topologia do espaço de busca é dada pela função objetivo do problema.

As partículas “voam” em um espaço n-dimensional (espaço de busca do problema de otimização), buscando por uma solução ótima ou quase ótima.

Cada partícula tem velocidade, que possui informações sobre a direção e a taxa de mudança de posição; e o rendimento (fitness) é obtido pela avaliação da posição da partícula na função objetivo.

As posições das partículas e velocidades são conduzidas por suas próprias experiências tanto quanto a observação de suas vizinhanças bem-sucedidas.

Fazendo $\vec{X}_i(t) = \{x_{i,1}(t), \dots, x_{i,n}(t)\}$ e $\vec{V}_i(t) = \{v_{i,1}(t), \dots, v_{i,n}(t)\}$ serem respectivamente, a posição (da solução candidata) e a velocidade (essa taxa de mudança) da partícula i no tempo t , no espaço de busca n-dimensional. Considerando também, $\vec{pbest}_i(t) = \{pbest_{i,1}(t), \dots, pbest_{i,n}(t)\}$, ser a melhor posição encontrada pela partícula i até o tempo t e $\vec{gbest}_i(t) = \{gbest_{i,1}(t), \dots, gbest_{i,n}(t)\}$ a melhor posição já encontrada pelas partículas da vizinhança até o momento t . As regras de atualização do PSO para velocidade e posição são dadas por :

$$v_{i,n}(t+1) = w \cdot v_{i,n}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{i,n}(t) - x_{i,n}(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_{i,n}(t) - x_{i,n}(t)) \quad (3.1)$$

e

$$x_{i,n}(t+1) = x_{i,n}(t) + v_{i,n}(t+1) \quad (3.2)$$

onde r_1 e r_2 são números aleatórios entre 0 e 1. E os coeficientes c_1 e c_2 são as dadas constantes acelerações (freqüentemente chamadas de acelerações cognitiva e social) em direção ao $pbest_t$ e $gbest_t$ respectivamente e w é o peso (inércia).

No algoritmo PSO, o peso (ou inércia) w , é responsável pelo alcance da exploração do espaço de busca. Altos valores de w promovem uma exploração global, enquanto baixos valores conduzem a uma busca local.

Uma aproximação comum usada para elevar o rendimento do PSO, fornecendo um equilíbrio entre busca global e local, consiste em inicializar w com um alto valor e então reduzi-lo (linearmente) para um valor pequeno até o fim do PSO, como se segue :

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \cdot iter \quad (3.3)$$

Onde w_{\min} e w_{\max} são os valores mínimo e máximo da inércia das partículas e $iter$ é o número da iteração atual e $iter_{\max}$ é o número máximo de iterações. E as iterações contabilizam o “passo evolutivo” do enxame de partículas, representando a coordenada t referente ao tempo nas Eqs. (3.1 e 3.2).

A topologia do enxame é definida como uma vizinhança global, também chamada topologia g_{best} , onde todas as partículas são informadas quando qualquer uma delas encontra um novo e melhor ponto no espaço de busca.

No algoritmo PSO, o enxame é inicializado aleatoriamente (posições e velocidades). Então, enquanto o critério de parada não é alcançado, um laço contendo os seguintes passos se segue :

- i) Partículas são avaliadas de acordo com o problema da função objetivo , e os valores da fitness são assinaladas para cada partícula;

- ii) Valores pbest e gbest são atualizados;
- iii) A posição e velocidade das partículas são atualizadas de acordo com as equações para velocidade e posição (Eqs. 3.1 e 3.2).

O algoritmo PSO pode ser representado logicamente pelo fluxograma na figura 3.1 .

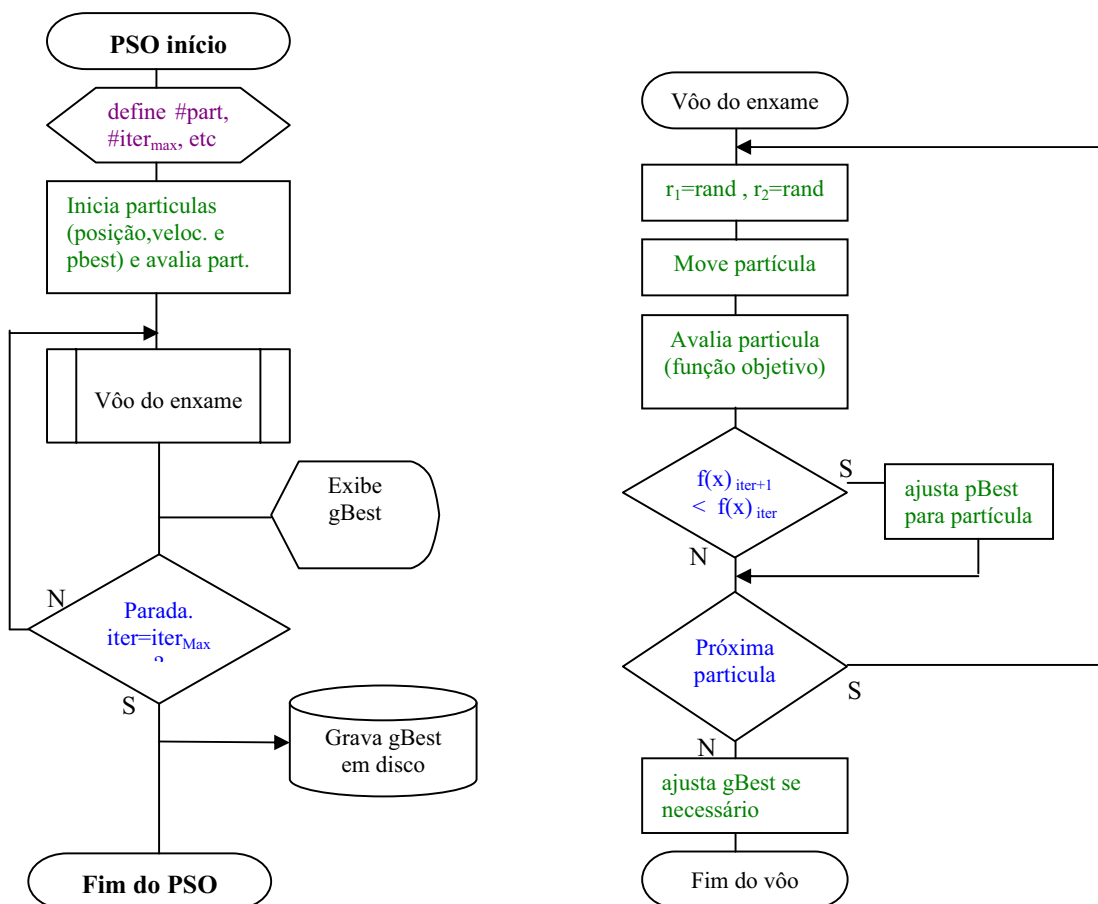


Figura 3.1 – Lógica PSO

3.2 Função Objetivo

Pode-se chamar de função objetivo o instrumento capaz de representar o comportamento de determinada quantidade (ou quantidades) em um fenômeno, evento ou sistema, descrevendo topologicamente seu comportamento ou evolução. A função objetivo

permite que se quantifique este comportamento (ou evolução) através da avaliação numérica das quantidades (variáveis) envolvidas e freqüentemente é representada por uma expressão matemática.

3.3 O código PSO implementado

O código computacional referente ao algoritmo PSO foi totalmente desenvolvido pelo autor no laboratório de computação do Programa de Pós Graduação do IEN (Instituto de Engenharia Nuclear), utilizando a linguagem computacional C++, e que integrado ao módulo termo-hidráulico (simulador do núcleo de um reator PWR) possibilitou a investigação proposta cujo os resultados obtidos encontram-se no Capítulo 5.

O código computacional do algoritmo PSO implementado, como de sua natureza, deve ser capaz de maximizar ou minimizar globalmente funções matemáticas; e este é verificado para funções matemáticas (padrão de referência (benchmark)) exploradas como demonstrado na Seção 3.4.

3.4 Verificação do código PSO implementado

Para realizar a verificação do código do PSO, foram selecionadas três funções matemáticas (benchmark) para se determinar pontos de máximo e/ou mínimo em limites específicos de cada função. E para isso o PSO foi configurado para utilizar uma população de 30 partículas com inércia decrescente segundo a Eq. (3.3) com $\omega_{\max} = 0,8$ e $\omega_{\min} = 0,2$ e velocidade máxima das partículas no espaço de busca $V_{\max} = 2,0$ por um máximo de 1000, 10000 e 5000 iterações para cada função (objetivo) respectivamente.

São realizados 25 experimentos independentes com cada objetivo.

1ª Verificação :

Função bidimensional :

$$\bullet \min f(x,y) = (x+2)^2 + (y-1)^2, \quad \begin{cases} -10 \leq x \leq 10 \\ -10 \leq y \leq 10 \end{cases}$$

$$f(x,y) = 0 \quad P_{\min} = P(-2,1)$$

$$\bullet \max f(x,y) = (x+1)^2 + (y-2)^2, \quad \begin{cases} -10 \leq x \leq 10 \\ -10 \leq y \leq 10 \end{cases}$$

$$f(x,y) = 265 \quad P_{\max} = P(10,-10)$$

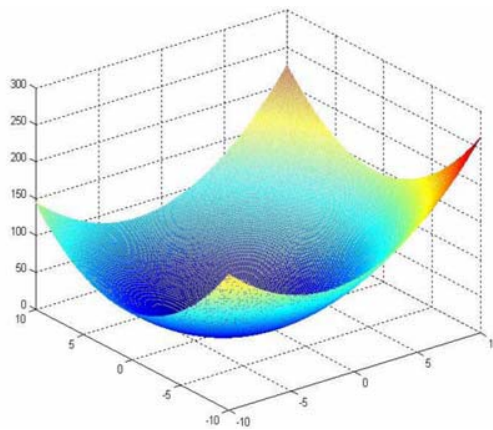
Aplicação 1 :Para a função $f(x,y) = (x+2)^2 + (y-1)^2$ 

Figura 3.2 - Gráfico da função $f(x,y) = (x+2)^2 + (y-1)^2$

Aplicando o algoritmo PSO para minimizar a função objetivo :

$$a) \min f(x,y) = (x+2)^2 + (y-1)^2$$

Tabela 3.1 – Experimentos PSO para $\min f(x,y)$

Otimização por Enxame de Partículas	
Expr. :	$f(x, y) = (x + 2)^2 + (y - 1)^2$
N° de dimensões :	2
Limites :	Inferior : -10,00 Superior : 10,00
Fitness	
Experimentos :	25
Maior :	-
Menor :	0,00
Média :	0,00
Desvio Padrão :	0

Aplicando o algoritmo PSO para maximizar a função objetivo :

b) $\max f(x, y) = (x + 2)^2 + (y - 1)^2$

Tabela 3.2 – Experimentos PSO para $\max f(x, y)$

Otimização por Enxame de Partículas	
Expr. :	$f(x, y) = (x + 2)^2 + (y - 1)^2$
N° de dimensões :	2
Limites :	Inferior : -10,00 Superior : 10,00
Fitness	
Experimentos :	25
Maior :	265,00
Menor :	-
Média :	265,00
Desvio Padrão :	0

A técnica PSO configurada para $c_1 = 3,00$ e $c_2 = 2,00$ com um máximo de 1000 iterações convergiu para o mesmo valores esperados de mínimo e de máximo da função em 100% dos casos de ambos os testes desta primeira verificação, atingindo os valores de $\min f(x,y) = 0,00$ e $\max f(x,y) = 265,00$ correspondendo aos pontos de mínimo e máximo global como podem ser vistos no gráfico da função na Figura 3.2.

2ª Verificação :

Função Rastrigin :

$$\bullet \min f_{Ras}(x) = 10p + \sum_{i=1}^p (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi \cdot x_i)); \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

$$\min f_{Ras}(x^*) = 0 \quad P_{\min} = x^* = (0,0,\dots,0)$$

Aplicação 2 :

Para a função $f_{Ras}(x) = 10p + \sum_{i=1}^p (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi \cdot x_i))$

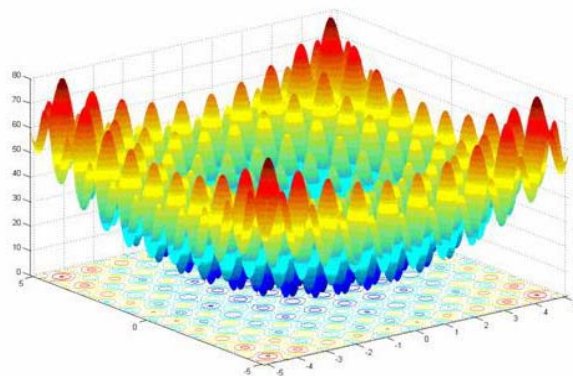


Figura 3.3 - Gráfico da função Rastrigin (bidimensional $p=2$)

Aplicando o algoritmo PSO para minimizar a função objetivo :

$$a) \min f_{Ras}(x) = 10p + \sum_{i=1}^p (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi \cdot x_i)); \quad (p = 10)$$

Tabela 3.3 – Experimentos PSO para $\min f_{ras}(x)$

$$f_{ras}(x) = 10p + \sum_{i=1}^p (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi \cdot x_i))$$

Nesta segunda verificação a técnica PSO configurada para $c_1 = 3,00$ e $c_2 = 2,00$ com um número máximo de 10000 iterações convergiu para o valor esperado de mínimo da função Rastrigin (em 10 dimensões) em 20% dos casos, atingindo o valores de mín $f(x,y) = 0,00$ correspondendo ao ponto de mínimo desejado para a função (benchmark), representada em duas dimensões, na Figura 3.3. A técnica também obteve como maior resultado (entre os 25 obtidos no experimento) , na busca pelo mínimo da função, o valor de $f(x,y) = 1,989918$, porém com um percentual de 4% o que representa 1 (uma) única ocorrência obtida neste conjunto de experimentos.

3ª Verificação :

Função Schwefel :

- $\min f_{Sch}(x) = 418,9829p + \sum_{i=1}^p (x_i \cdot \text{sen}(\sqrt{|x_i|}))$; $-500,00 \leq x_i \leq 500,00$
- $\min f_{Sch}(x^*) = 0$ $P_{\min} = x^* = (-420,9687; -420,9687; \dots; -420,9687)$

Aplicação 3:

Para a função $f_{Sch}(x) = 418,9829p + \sum_{i=1}^p (x_i \cdot \text{sen}(\sqrt{|x_i|}))$

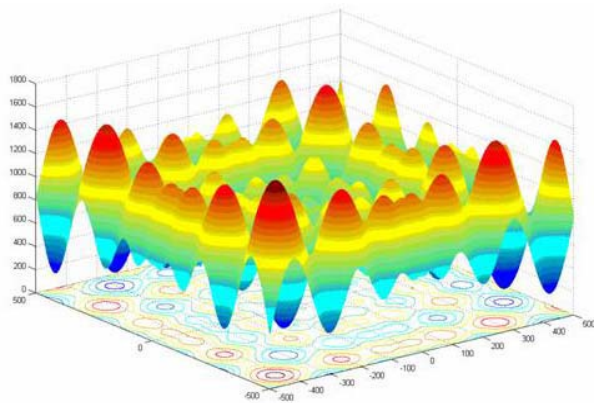


Figura 3.4 - Gráfico da função Schwefel (bidimensional $p=2$)

Aplicando o algoritmo PSO para minimizar a função objetivo :

a) $\min f_{Sch}(x) = 418,9829p + \sum_{i=1}^p (x_i \cdot \text{sen}(\sqrt{|x_i|})); \quad (p=10)$

Tabela 3.4 – Experimentos PSO para $\min f_{sch}(x)$

Otimização por Enxame de Partículas	
Expr. :	$f_{Sch}(x) = 418,9829p + \sum_{i=1}^p (x_i \cdot \text{sen}(\sqrt{ x_i }))$
Nº de dimensões :	10
Limites :	Inferior : -500,00 Superior : 500,00
Fitness	
Experimentos :	25
Maior :	$1,2727633202 \times 10^{-4}$
Menor :	$1,2727566354 \times 10^{-4}$
Média :	$1,2727570392 \times 10^{-4}$
Desvio Padrão :	0

Nesta verificação a técnica PSO configurada para $c_1 = 3,00$ e $c_2 = 2,00$ com um número máximo de 5000 iterações convergiu para o valor esperado de mínimo da função

Schweffel em 20% dos casos, atingindo o valores de $\min f(x,y) = 1,2727566354 \times 10^{-4}$ correspondendo ao ponto de mínimo como desejado para a função (benchmark), representada em duas dimensões, na Figura 3.4. Nesta verificação a técnica PSO obteve como maior resultado (também entre os 25 obtidos no experimento) o valor $f(x,y) = 1,2727633202 \times 10^{-4}$, porém com um percentual de 4%, o que representa uma única ocorrência obtida exatamente como obtida na verificação anterior.

Os resultados obtidos nas verificações do código PSO obteve resultados ainda melhores (mais próximos do ótimo) que os encontrados por outros métodos, como na verificação 1.a, onde pode se observar que o PSO convergiu mais rapidamente que o método de ordem zero e também foi capaz de atingir outros valores como em PRADO E SARAMAGO (2005).

Nas verificações dois e três foram utilizadas as funções multi-dimensionais conhecidas como função Rastrigin e função Schwefel com 10 dimensões onde desejou-se encontrar o mínimo global.

Os resultados obtidos mostraram que o PSO foi capaz de atingir um ótimo em cerca de 20% dos experimentos da verificação dois (função Rastrigin) atingindo um valor numérico bastante próximo do valor esperado como mínimo da função enquanto na verificação três foi (função Schwefel) atingido um ponto localizado como ponto de mínimo, porém obtendo um valor de mínimo numericamente distante $f(x,y) = 1,2727633202 \times 10^{-4}$ do valor esperado para este ponto.

Como se pode constatar através dos resultados obtidos nos experimentos realizados, o código PSO implementado destaca a capacidade do algoritmo de “buscar” por valores de máximo e/ou mínimo (valor ótimo) globais de funções matemáticas (objetivo).

Exibindo também uma acentuada capacidade de convergência, não demonstrada nesta seção por estar além do propósito deste trabalho, e rapidez do código em conformidade com o algoritmo.

Desta forma tem-se assegurada a possibilidade de utilização do código PSO implementado (utilizado nas verificações) no problema de otimização do projeto termo-hidráulico do núcleo de reator PWR em escala reduzida desde que a possibilidade de se obter um máximo ou mínimo local seja considerada.

4 METODOLOGIA & PROCEDIMENTOS

Uma vez obtidas as equações diferenciais (na forma adimensional) que descrevem o sistema termo-hidráulico, tem-se identificados os grupos adimensionais relevantes para o escoamento e a transferência de calor do circuito em questão, e a determinação dos valores destes números adimensionais descrevem o circuito de modo que este esteja fisicamente definido a partir das leis físicas que regem os fenômenos físicos envolvidos no sistema.

Então, para fazer o modelo se tornar similar ao sistema real é necessário se buscar por parâmetros geométricos e operacionais do núcleo do reator que possam calcular os mesmos números adimensionais, para o modelo, de modo apropriado a que as equações se tornem idênticas ou tão próximas quanto possível.

A técnica de otimização utilizada para buscar a similaridade, sugerindo os parâmetros necessários (geométricos e operacionais), é o PSO (Particle Swarm Optimization) que candidata conjuntos de parâmetros (“partículas”) submetendo-os a função objetivo sob a qual são avaliados. O resultado da avaliação de cada partícula é retornado, como valor numérico, ao PSO como avaliação referente ao conjunto de parâmetros o gerou. O processo é realizado sucessivamente para todas as partículas do enxame, que são movidas repetidas vezes, até que um ponto de mínimo ou máximo seja atingido. Como da natureza do PSO as partículas devem se difundir pelo espaço de busca convergindo para uma desejada posição de ótimo global através das Eqs.(3.1-3.2) e da função f (fitness).

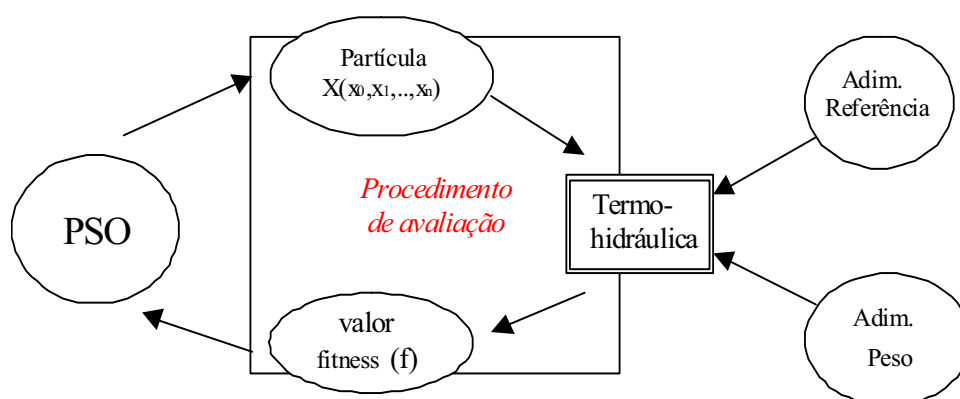


Figura 4.1 – Estrutura Operacional do PSO.

4.1 Função objetivo específica e restrições do problema.

Nesta investigação um modelo computacional do núcleo de um reator PWR com 2 loops (módulo termo-hidráulico), que é capaz de simular o escoamento termo-hidráulico do núcleo de um PWR típico com 2-Loops (ANGRA I), em estado estacionário, à 100% de sua potência nominal sob regime de circulação forçada e que também é capaz de calcular os números adimensionais de Reynolds, Grashof, Prandtl, Botelho, Lapa, R1, R2 e R3 é utilizado.

$$f = \sqrt{\sum_{i=1}^s k_i \left(\frac{G_i - \bar{G}_i}{\bar{G}_i} \right)^2} \quad (4.1)$$

Dos quais Reynolds, Grashof, Prandtl, Botelho e Lapa, como obtidos nas equações de Navier-Stokes e Convecção-Difusão de energia em suas formas adimensionais, Eqs.(2.11-2.13) respectivamente, e as Eqs.(2.14-2.18) constituem os grupos adimensionais relevantes para a obtenção da similaridade entre o modelo e o protótipo.

Porém os números de Lapa e R3 serão desconsiderados nesta aplicação, pois o primeiro (número de Lapa) expressa a taxa de variação da condutividade térmica do refrigerante com relação à temperatura, Eq.(2.18), que não pode ser fisicamente representada por um modelo em escala reduzida operando em outras faixas de temperatura enquanto o segundo (número R3) expressa uma relação entre os números R1 e R2 (ambos de natureza geométrica), e constitui mais uma restrição ao problema de otimização criando um vínculo geométrico entre o sistema original e o modelo em escala reduzida que se deseja projetar.

A tarefa de otimização de um sistema de engenharia impõe restrições quanto as características dos componentes do sistema a serem otimizados. Sejam estas restrições de adequação dimensional, viabilidade de transporte, viabilidade técnica de manipulação, financeira ou de qualquer outra natureza.

Embora a imposição de restrições simplifiquem o processo de otimização, por reduzir o espaço de busca no qual a provável solução se encontra, as restrições transformam o projeto de um modelo em escala reduzida em um problema ainda mais complexo

restringindo matematicamente o conjunto de possíveis soluções para o problema, ou seja, a imposição de uma restrição pode excluir do espaço de busca uma solução ótima para o problema de otimização que se deseja e somente possibilitar soluções inferiores à solução ótima por esta ter sido eventualmente excluída do espaço de busca.

4.2 Projeto do núcleo de PWR – 2 Loops em escala reduzida

No processo de modelagem utiliza-se o código computacional implementado com o algoritmo PSO e um módulo (software) simulador do núcleo de reator PWR com 2 loops.

O código PSO fornece os parâmetros termo-hidráulicos (geométricos e operacionais) como a posição de uma partícula candidata a solução, e este conjunto $X = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ é avaliado pela função objetivo, e conseqüentemente pelo módulo termo-hidráulico, e esta avaliação resulta em um valor que é retornado ao PSO como avaliação do conjunto fornecido através da função $f(x_0, \dots, x_n)$ para esta partícula candidata. E esta avaliação das partículas representa o quanto próximo da similaridade o conjunto de parâmetros fornecido pôde gerar um núcleo de reator PWR em escala reduzida.

O módulo termo-hidráulico é capaz de simular o estado de operação de um núcleo de reator PWR típico (2-Loops) em regime de circulação forçada, a 100% de sua potência nominal a partir do seguinte conjunto de parâmetros (utilizados nesta investigação) : diâmetro externo da vareta do combustível (clad), distância entre os centros de 2 varetas de combustível (pitch), número de elementos combustível (EC), potência térmica do elemento combustível, pressão de operação, temperatura do refrigerante, vazão do refrigerante e altura ativa do combustível. A simulação do núcleo do reator PWR é realizada computando-se o escoamento do refrigerante no interior do vaso do reator, através do núcleo, assim como o processo de transferência de calor ocorrido desde a admissão do refrigerante no vaso do reator, na perna-fria (inlet), no interior do núcleo do reator, através das varetas no elemento combustível até sua saída na perna-quente (outlet), onde são calculados os números adimensionais (Reynolds, Grashof, Prandtl, Botelho, Lapa, R1, R2 e R3) para o conjunto de parâmetros de projeto e operacionais sugeridos pela técnica de otimização; e desta forma permitir que a função objetivo seja calculada.

O processo de otimização é realizado em 2 etapas :

1ª etapa :

Na primeira etapa o módulo termo-hidráulico (simulador) é ativado no modo de inicialização, onde um conjunto de parâmetros reais de projeto e operacionais do protótipo (sistema original) Tabela 4.1 é fornecido ao módulo e a partir do qual os números adimensionais de referência, que nortearão o projeto do modelo em escala reduzida, são calculados.

2ª etapa :

Nesta etapa o módulo termo-hidráulico opera no modo simulador a partir de parâmetros de projeto e operacionais candidatos, fornecidos pela ferramenta de otimização, simulando o comportamento termo-hidráulico do núcleo do reator para tais parâmetros, calculando os números adimensionais para estas condições através da Eq.(4.1), utilizando os números adimensionais de referência calculados na 1ª etapa, retorna a avaliação do conjunto candidato de parâmetros em teste à ferramenta de otimização.

Com a relevância dos números adimensionais determinada, há então a possibilidade de se utilizar a metodologia representada na Fig. 4.1 (pág. 29) para buscar parâmetros ótimos que gerem um reator PWR em escala reduzida através das avaliações dos conjuntos de parâmetros de projeto e operacionais sugeridos.

Pois na função objetivo Eq. (4.1) onde k_i é uma constante com a qual pode-se investigar a sensibilidade (não tratada neste trabalho) ou a relevância do número adimensional em questão (0 – desconsiderado ou 1 – considerado), G_i é o número adimensional calculado a partir dos parâmetros de projeto e operacionais fornecidos pelo PSO ao módulo termo-hidráulico e \overline{G}_i é o número adimensional de referência do protótipo de modo que G_i e \overline{G}_i otimizarão a função f (fitness) conduzindo-a para zero tão quanto G_i esteja próximo de \overline{G}_i .

Tabela 4.1 – Parâmetros de operação do protótipo (Angra I).

Parâmetros	Angra I
d: diâmetro ext. clad (cm)	0,950
l: pitch (cm)	1,232
N_v: total EC	167
Q_v: potência EC (w)	64251,8
P_o: pressão de operação (MPa)	15,5
T_o: temperatura saída (°C)	285,62
W: vazão de entrada (Kg/s)	8556,0
L: altura ativa do EC (m)	3,66
Reynolds (Re)	509882,82
Grashof (Gr)	1,1339 x 10⁸
Prandtl (Pr)	0,9853
Botelho (Bo)	0,3329
R1	1,0098
R2	2,9336 x 10⁻³

Neste sentido, ao projetar um núcleo de reator PWR em escala reduzida, considera-se vários aspectos, citados anteriormente, como parâmetros de projeto (variáveis de busca) desejáveis para a real implementação do sistema.

No projeto de reator PWR em escala reduzida proposto, as quantidades necessárias e suficientes para se buscar a similaridade através dos grupos adimensionais relevantes são as seguintes : diâmetro ext. do clad, pitch, número de elementos combustíveis, potência gerada por EC, pressão, temperatura de entrada, vazão do refrigerante e altura ativa do elemento combustível.

Tomando por base dimensões razoáveis, caso se desejasse construir um modelo em escala reduzida no IEN (Instituto de Engenharia Nuclear) na presente data, pode-se definir os limites de busca, das quantidades necessárias, na Tabela 4.2 como características viáveis do modelo em escala reduzida.

Tabela 4.2 – Limites de busca das variáveis.

Limites de busca das variáveis	
d: diâmetro ext. do clad (m)	0,008 – 0,04
l: pitch (m)	d+0,001 a d+0,05
N_v: total EC	1-16
Q_v: potência EC (w)	1-512
P_o: pressão de operação (MPa)	0,1-0,2
T_o: temperatura entrada (°C)	25°C a T _{sat} (pressão)
W: vazão de entrada (Kg/s)	1-11
L: altura ativa do EC (m)	0,4-1,5

Tendo os limites de busca dos parâmetros de projeto (variáveis de busca), pode-se então utilizar o algoritmo PSO, ou qualquer outro desde que se trate de uma técnica de otimização global, como ferramenta de otimização para realizar o projeto do reator PWR em escala reduzida.

O algoritmo PSO é uma ferramenta de otimização de grande flexibilidade onde sete características do algoritmo podem ser manipuladas de modo a modificar o seu comportamento durante o processo de busca, podendo o algoritmo ter sua eficiência modificada ao ser utilizado em determinado problema.

As características c_1 e c_2 , que são os coeficientes de aprendizado (individual e coletivo das partículas respectivamente) e que segundo DOMINGOS et. al. (2006) devem ser ajustados (sugeridos) de modo que $c_1 + c_2 \approx 4$, e os limites da inércia ω_{\max} e ω_{\min} que definem a maneira como a inércia ω das partículas é modificada ao longo do processo de busca, e conseqüentemente permitindo que se modifique o comportamento da velocidade das partículas Eq. (3.1) reduzindo-a a medida que as iterações ocorrem segundo a Eq. (3.3) e o número máximo de iterações $iter_{\max}$ que também determina a taxa de decréscimo da inércia das partículas além do número total de partículas.

Após alguns testes, a seguinte configuração das características dos parâmetros do PSO se mostraram satisfatórias para a realização dos experimentos de determinação do núcleo do reator PWR em escala reduzida.

Tabela 4.3 – Parâmetros de configuração do PSO.

Configuração do PSO	
Número de partículas	20;50;100
Número máximo de avaliações	20000
Coef. de aprendizado individual (c_1)	2,00
Coef. de aprendizado coletivo (c_2)	2,00
Inércia máxima das partículas (ω_{\max})	0,8
Inércia mínima das partículas (ω_{\min})	0,2
Veloc. máxima das partículas (V_{\max})	2,0

Neste sentido, os experimentos são realizados em 3 conjuntos de 10 experimentos cada, com 20, 50 e 100 partículas totalizando 30 experimentos.

Os resultados obtidos pelo PSO para cada grupo de experimentos com população de 20, 50 e 100 partículas tem considerado como melhor resultado obtido (valor ótimo) o resultado que possui o menor valor de fitness.

Em cada experimento, o algoritmo PSO além de gerar uma tabela de resultados fornece também uma tabela de dados contendo o número da iteração a cada melhor fitness obtida.

Ao mesmo tempo, outros 30 experimentos são realizados utilizando-se a técnica de otimização conhecida como AG (Algoritmo Genético) com os mesmos números de indivíduos como população (20, 50 e 100 genes).

Assim, uma análise comparativa entre o desempenho das técnicas (PSO e AG) é permitida, em termos da solução ótima obtida, relativa ao número de avaliações realizadas entre o início e o fim do processo de otimização (convergência); e também em termos do valor ótimo encontrado absolutamente. O número de avaliações é obtido calculando-se :

$$\text{Avaliações} = \text{população (partículas ou genes)} \times \text{número de iterações(ou gerações)}.$$

Pois todos os indivíduos da população (partículas e genes) são avaliados uma vez cada, a cada iteração (ou geração) realizada pelas técnicas. Desta forma um termo de comparação comum é estabelecido, permitindo uma breve análise do desempenho das técnicas neste problema, ou seja, um problema de otimização global com restrições em múltiplas dimensões.

5 Resultados

Aplicando o algoritmo PSO, através do código implementado e testado no Capítulo 3, ao simulador PWR utilizando 20, 50 e 100 partículas como população em 10 experimentos (cada) e repetindo o procedimento para o código do AG.

Os experimentos são realizados utilizando-se um microcomputador do tipo IBM-PC (compatível) com processador do tipo AMD de 64 bits com núcleo duplo com 4000 MHz de clock (Athlon AMD - 64bits X2 4000 MHz).

5.1 Parâmetros do núcleo sugeridos pelo PSO & AG

Nestas condições, os menores valores obtidos para a fitness (performance), Tabelas 5.1 e 5.2, que geram similaridade entre os reatores sugeridos pelo PSO e pelo AG são respectivamente.

Tabela 5.1 – Resultados obtidos pelo PSO com 20,50 e 100 partículas.

Fitness (20000 avaliações)				
Exp.	Semente	PSO (Otimização por Enxame de Partículas)		
		20	50	100
1	1911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
2	2911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
3	3911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
4	4911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
5	5911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
6	6911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
7	7911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
8	8911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
9	9911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
10	10911276	1,407827513	1,407827513	1,407827513
Melhor resultado		1,407827513	1,407827513	1,407827513

Tabela 5.2 – Resultados obtidos pelo AG com 20,50 e 100 genes.

Fitness (20000 avaliações)				
Exp.	Semente	AG (Algoritmo Genético)		
		20	50	100
1	1911276	1,426789589	1,434813224	1,434813224
2	2911276	1,446642581	1,408302007	1,408304514
3	3911276	1,426899302	1,408323691	1,483938558
4	4911276	1,426789589	1,407827545	1,407898078
5	5911276	1,442929045	1,407827545	1,464967768
6	6911276	1,407849236	1,434866554	1,434957021
7	7911276	1,426790551	1,407828015	1,408070361
8	8911276	1,442940027	1,407880159	1,407927698
9	9911276	1,442950208	1,40786336	1,48871186
10	10911276	1,487169858	1,408302007	1,48610705
Melhor resultado		1,407849236	1,407827545	1,407898078

Para os melhores valores obtidos com as técnicas aplicadas (PSO e AG), para as populações de 20,50 e 100 indivíduos, tem-se os parâmetros exibidos na Tabela 5.3 como os parâmetros obtidos para o modelo similar em escala reduzida.

Tabela 5.3 – Parâmetros obtidos com PSO e AG para populações de 20,50 e 100 indivíduos.

Núcleo de Reator PWR-2 Loops otimizado									
População	Diam. do Comb.(m.)	Δx (cm.)	Num. de El. Comb.	Potência (W)	Pressão (MPa)	Temperatura saída (°C) $\pm 1,0$	Vazão (Kg/s)	Alt. Comb. (m.)	Fitness
PSO	20	0,008	0,15	2	512	0,2	101,0	11,0	1,40784
	50	0,008	0,15	2	512	0,2	101,0	11,0	1,40782
	100	0,008	0,15	2	512	0,2	101,0	11,0	1,40789
AG	20	0,008	0,15	2	512	0,2	101,0	11,0	1,431
	50	0,008	0,15	2	512	0,2	101,0	11,0	1,441
	100	0,008	0,15	2	512	0,2	104,0	11,0	1,456

Onde a Tabela 5.3 exibe a capacidade das técnicas de obterem valores “ótimos”, bastante próximos (fitness), para o projeto termo-hidráulico do núcleo do reator PWR em escala reduzida e também os parâmetros operacionais e de projeto que forneceram estes valores.

Tabela 5.4 – Análise dos resultados obtidos.

Técnica	Número de experimentos	Número de partículas/genes	Fitness				
			maior	média	menor	freqüência	%
PSO	10	20	-	1.407827513	1.407827513	10	100
	10	50	-	1.407827513	1.407827513	10	100
	10	100	-	1.407827513	1.407827513	10	100
Total	30						
AG	10	20	1.487169858	1.437775	1.407849236	1	10
	10	50	1.434866554	1.413383	1.407827545	2	20
	10	100	1.48871186	1.44257	1.407898078	1	10
Total	30						

Tabela 5.5 – Números adimensionais calculados a partir dos resultados obtidos.

Grupos adimensionais	PWR (Angra I)	Modelo em Escala Reduzida (Números adimensionais calculados)			
		Resultado por (PSO)	Erro (%)	Resultado por (GA)	Erro (%)
Reynolds (Re)	427344,9	465728,2	8,98	465728,2	8,98
Grashof (Gr)	1,133 x 10⁸	1,26775 x 10 ⁵	99,88	1,267752 x 10 ⁵	99,88
Prandtl (Pr)	0,82946	1,72791	108,31	1,72791	108,31
Botelho (Bo)	0,2516	0,19636	21,95	0,19636	21,95
R1	1,0098	1,50399	48,93	1,50399	48,93
R2	2,9336 x 10⁻³	2,93428 x 10 ⁻³	0,023	2,95659 x 10 ⁻³	0,783

5.1.1 Desempenho das técnicas de otimização.

A partir dos resultados de performance (fitness) obtidos pelas técnicas PSO e AG , Tabela 5.1 e 5.2 , obtidos em 10 experimentos com as populações de 20, 50 e 100 indivíduos cada, por um total de 20000 avaliações (em cada experimento) mostrou a capacidade das técnicas de obterem resultados bastante aproximados de performance, Tabela 5.3, no processo de otimização deste problema. Pode-se ainda observar que só há divergência quanto aos valores obtidos como parâmetros operacionais e de projeto pelo AG, com relação aos obtidos pelo PSO, em duas das variáveis de busca, a temperatura de saída do refrigerante e a altura do combustível.

A técnica de otimização por enxame de partículas (PSO) configurada com os parâmetros $c_1 = 2,00$ e $c_2 = 2,00$, obtido através de uma detalhada análise de convergência do PSO, como sugeridos em DOMINGOS et. al. (2006), exhibe nos resultados obtidos de performance apresentados na Tabela 5.1 a capacidade do PSO de obter sempre o mesmo valor “ótimo” no processo de otimização, obtendo uma frequência de 100% (máxima) deste resultado. Enquanto a técnica dos algoritmos genéticos (AG) obteve os resultados apresentados na Tabela 5.2, que exhibe nos melhores resultados obtidos, valores diferentes de performance para cada número populacional, tendo como frequência de ocorrência dos melhores valores obtidos (em cada número populacional) de no máximo 20%.

Como citado anteriormente, os resultados obtidos como “ótimos” pelo PSO para os experimentos, Tabela 5.4, são idênticos enquanto o AG se comportou de maneira errática (inconstante) para os diferentes números populacionais, somente atingindo o mesmo, e o menor valor de avaliação nos experimentos com população de 50 indivíduos. Estes valores obtidos pelo AG, em 20000 avaliações, são maiores que os valores obtidos pelo PSO, sugerindo que o processo de otimização realizado pelo AG devesse ser continuado por um número ainda maior de gerações, considerando que os resultados obtidos nos experimentos realizados com o AG também exibem resultados (performance) maiores em alguns experimentos que os obtidos em outros.

Através dos gráficos exibidos na Figura 5.10, pode-se observar o comportamento da convergência das técnicas de otimização durante o processo de busca dos parâmetros otimizados. Os gráficos exibidos da Figura 5.10 são traçados a partir de dados extraídos dos experimentos onde a técnica, no caso do AG, obteve melhores resultados para uma determinada quantidade populacional, uma vez que o PSO obteve valores de performance idênticos, e por isso utilizam-se os resultados obtidos no primeiro experimento de cada quantidade populacional.

No que diz respeito ao esforço computacional, analisa-se os gráficos da Figura 5.10 (a,b e c) onde pode-se verificar que os resultados foram obtidos realizando-se no máximo 20000 avaliações da função objetivo para cada uma das quantidades populacionais propostas, enquanto a técnica de PSO atingiu os resultados exibidos anteriormente Tabela 5.1 com 6280, 9100 e 13200 avaliações da função objetivo, (atingindo o valor de fitness de 1,4078275130 em ambos os casos) para as quantidades populacionais de 20, 50 e 100 partículas respectivamente, enquanto o AG atinge os valores exibidos Tabela 5.2 em 20000 avaliações.

O que demonstra a capacidade do PSO em atingir valores melhores, com número populacional reduzido, quando em comparação com o AG.

As Figuras 5.10a, 5.10b, 5.10c mostram também que a taxa de convergência (por iteração) do PSO é maior para números populacionais maiores quando comparada a taxa de convergência do AG com o mesmo número de indivíduos na população.

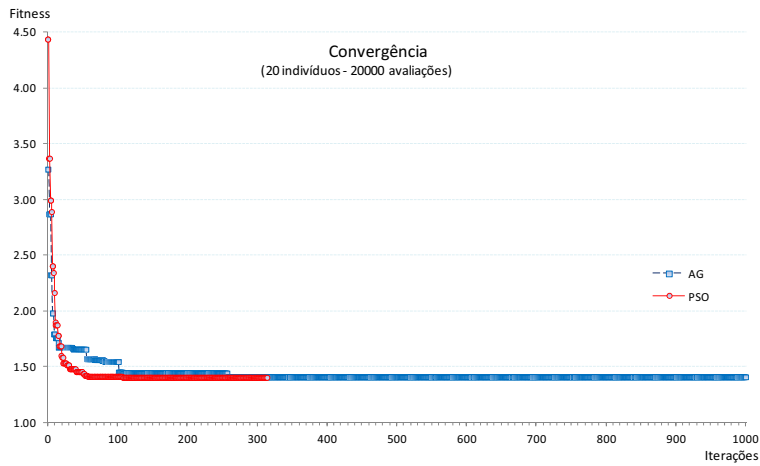


Fig. 5.1a – população de 20 indivíduos.

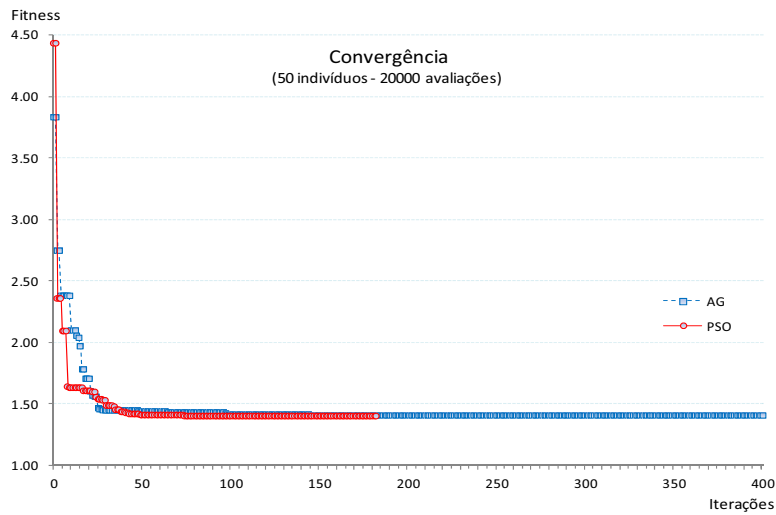


Fig. 5.1b – população de 50 indivíduos.

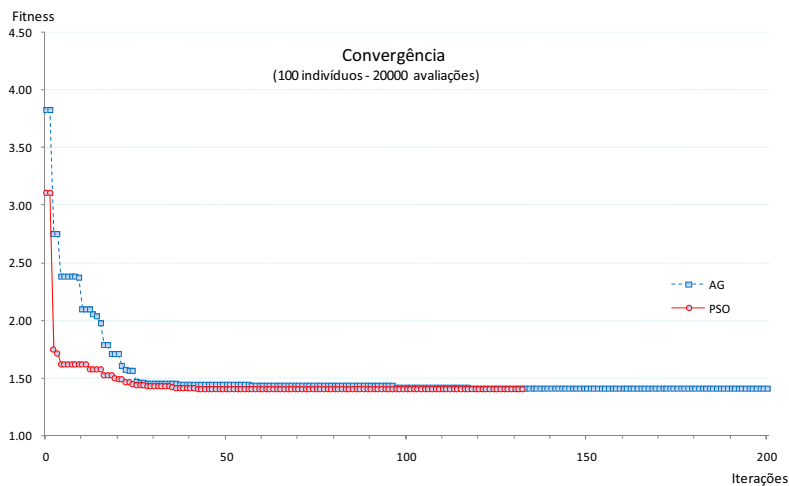


Fig. 5.1c – população de 100 indivíduos.

Figura 5.1 – Convergência obtida pelo PSO e AG (fitness x [avaliações = população x iterações]).

Considerando os parâmetros obtidos pela técnica de otimização por enxame de partículas com número populacional de 100 indivíduos, o projeto do núcleo de um reator PWR típico em escala reduzida pôde ser obtido, Tabela 5.6.

5.2 Projeto geométrico e termo-hidráulico do núcleo do reator

A partir dos valores obtidos como ótimos (valores indicados pela menor fitness) que sugerem as características adequadas para que o modelo em escala reduzida seja tão similar ao reator PWR (ANGRA I), utilizado como protótipo, quanto possível. Toma-se os parâmetros sugeridos pelo PSO como parâmetros de projeto e operacional do modelo termo-hidráulico em escala reduzida.

Tabela 5.6 – Parâmetros do núcleo de PWR otimizado por PSO.

Parâmetros	PWR modelo
d: diâmetro ext. combustível (cm)	0,800
Δx : distância entre varetas (cm)	0,150
l: pitch (d + Δx) (cm)	0,950
N_v: total EC	2
Q_v: potência EC (W)	512
P_o: pressão de operação (MPa)	0,2
T_o: temperatura (outlet) (°C)	101,0
W: vazão de entrada (Kg/s)	11,0
L: altura ativa do EC (m)	1,442
Reynolds	465728,2
Prandtl	1,72791
Botelho	0,19636
R2	2,93428 x 10 ⁻³

Obtidos os parâmetros otimizados para o projeto termo-hidráulico do núcleo do modelo do reator em escala reduzida, recupera-se as características geométricas e operacionais do reator PWR em escala reduzida.

As características do núcleo do reator em escala reduzida podem ser recuperadas a partir dos parâmetros otimizados por PSO, Tabela 5.3 , considerando-se como um núcleo de

reator PWR típico o reator onde cada elemento combustível é composto um arranjo quadrado de 3 x 3 pinos, ou seja, nove pinos de combustível geradoras de calor através da “queima” do combustível nuclear UO_2 (Óxido de Urânio).

Assim as características mecânicas e termo-hidráulicas recuperadas do núcleo do reator em escala reduzida permitem, entre outras, o estudo ou avaliação das propriedades termodinâmicas do núcleo de PWR em escala reduzida compondo assim o conjunto teórico básico necessário a implementação física do modelo de reator PWR similar em escala reduzida.

6 Conclusões.

Com a realização desta pesquisa, onde a aplicabilidade da técnica de otimização por enxame de partículas no projeto termo-hidráulico do núcleo de um reator PWR típico em escala reduzida é investigada, obtém-se a possibilidade de se projetar sistemas termo-hidráulicos similares através da técnica de otimização por enxame de partículas obtendo-se o conjunto de parâmetros necessários e suficientes ao projeto do núcleo de reator PWR (modelo) em escala reduzida.

Desta forma o projeto do modelo em escala reduzida, através do método das equações diferenciais pode ser realizado a partir não somente da técnica dos Algoritmos Genéticos (AG), que tem sido freqüentemente utilizada nesta classe de problemas, mas também pela técnica PSO.

Os resultados obtidos mostram que a técnica de otimização por enxame de partículas é mais robusta e consistente que a técnica dos algoritmos genéticos, além de demonstrar uma maior taxa de convergência em todos os casos investigados e também demonstrou, de maneira geral, um menor esforço computacional exigido durante o processo de otimização, que a técnica dos Algoritmos Genéticos e por isso uma maior rapidez na obtenção da solução.

Neste sentido o uso da técnica PSO, como ferramenta de otimização, traz por suas características, um “aumento” na perspectiva de solução de problemas de otimização, não somente no projeto de núcleo de reatores PWR em escala reduzida, mas também em situações onde um modelo em escala possa ser utilizado, assim como em qualquer área do conhecimento onde um processo ou equipamento deva ou possa ser otimizado.

O uso da técnica de otimização para projeto de reatores PWR típico em escala reduzida abre um grande leque de possibilidades de trabalhos futuros como “ Estudo de casos, no projeto de núcleo de reatores PWR em escala reduzida utilizando técnicas de nicho “, atualmente desenvolvido pelo autor no Instituto Politécnico (UERJ) , além de :

- Estudo de casos, neste problema, com limites de busca modificados objetivando-se obter uma maior similaridade para o modelo em escala reduzida.

- Cálculo das propriedades termodinâmicas do núcleo do reator em escala reduzida (Cap. V) e comparação com as propriedades termodinâmicas do protótipo.
- Estudo do desempenho de outras técnicas de otimização global como algoritmo de Luus-Jaakola ou Evolução Diferencial na solução deste problema.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

LAPA, Celso M. F.; SAMPAIO, Paulo A. B.; PEREIRA, Cláudio M. N. A., “*A new approach to designing reduced scale thermal-hydraulic experiments*”, Nuclear Engineering and Design 229 ,205-212 (2004).

U.S. DOE Nuclear Energy Research Advisory Committee and the Generation IV International Forum, “*A Technology Roadmap for generation IV Nuclear Energy Systems*”, 2002.

DUNCAN, W. J., C. B. E., D. Sc. F. R. S., “*Physical Similarity and Dimensional Analysis*”, Edward Arnold & Co., 1953/55.

HIGGINS, T. H., ”*Electroanalogic methods – part IV*”, Applied Mechanics Reviews 10, 8, 331-335 (Aug. 1957).

McADAMS, W. H., “*Dimensional analysis*”, Ch. 5, Heat transmission, Mc-Graw-Hill, New York, 1954.

DIETERICH, J. Schuring, “*Scale Model in Engineering – Fundamentals and Applications*”, Pergamon press, 1st Edition , New York, 1977.

ALLEN, J.; “*Scale Models in Hydraulic Engineering*”, Longmans, Green; London, 1947.

BARENBLATT, G. I., “*Scaling*”, Cambridge University Press, 2003.

PARKER, J. D. ;BOGGS, J. H.; BLICK, E. F., “*Introduction to Fluid Mechanics and Heat Transfer*”, Addison-Wesley publishing company inc. , 1970.

TODREAS, Neil E.; KAZIMI, Mujid, ”*Nuclear Systems I – Thermal Hydraulic Fundamentals*”, Taylor & Francis, 1993.

KENNEDY, J.; EBERHART, R.C. , “*Swarm Intelligence*”, Academic Press., 2001.

DOMINGOS, Roberto P.; SCHIRRU, Roberto; PEREIRA, Cláudio M. N. A. , “*Particle Swarm Optimization in Reactor Core Design*”, Nuclear Science and Engineering, 152, 197-203 (2006).

BOUCHER, D. F.; ALVES, G. E., “*Dimensionless numbers for fluid mechanics, heat transfer, and chemical reactions*”, Chem. Eng. Progress 55, 9, 55-64 (sep. 1959).

KENNEDY, J. C. M., “*The particle swarm-Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Simplex space*”, IEEE Transaction on Evolutionary computation, 2002, vol. 6, p. 58-73.

CUNHA, J. J., “*Projeto em Escala Reduzida do Núcleo de um Reator PWR em Regime de circulação Natural Otimizado por Algoritmo Genético*”, Tese de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil (2004).

ISHII, M.; KATAOKA, I., “*Scaling laws for thermal-hydraulic system under single phase and two-phase natural circulation*”, Nuclear Engineering and Design, v.81, n.3, pp. 411-425 (1984).

CUNHA, J.J., ALVIM, A.C.M.; LAPA, C.M.F., “*Sistema de segurança passivo em escala reduzida de um PWR projetado por algoritmo genético.*”, INAC - International Nuclear Atlantic Conference, Santos, SP, Brazil, August 28 to september 2, 2005.

GOLDBERG, D.E. ,“*Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning.*”, 17 ed. Addison-Wesley Publishing Company. New York, USA (1989).

CLERC, M., “*L’optimisation par essaim partulaire principes et pratique*”, Hermès Techniques et Science de l’informatique, 2002.

PRESS, William H.; FLANNERY, Brian P.; TEUKOLSKY, Saul A.; VETTERLING, William T. , “*Numerical Recipes in C*”, Cambridge University Press. 1st Edition, 1988.

SOUZA, M. A. F.; GOMES, M. M.; SOARES, M. V.; CONCÍLIO, R. , “*Algoritmos e Lógica de Programação*”, Ed. Thomson, 2005.

LAUREANO, M., “*Programando em C*”, Ed. Brasport livros e Multimidia Ltda,2005.

BOENTE, Alfredo, “*Aprendendo a programar em C++*”, Ed. Brasport livros e Multimidia Ltda, 2005.

PEREIRA, C.M.N.A.,”*Linguagem C*”, IEN/LIAA-Lab. Inteligência Artificial Aplicada (Apostila), 2000.

ARAÚJO, Celso, “*Transmissão de Calor*”, Ed. Livros Técnicos e Científicos S.A, 1978.

PRADO, Jair Rocha; SARAMAGO, Sezimaria F.P.,”*Otimização por colônia de partículas*”, Faculdade de Matemática (Famat), Univ. Federal de Uberlândia, Abril 2005.

FURIERI, Eustério Benitz,”*Determinação das curvas de proteção do Reator de Angra I*”, – IME – Ministério do Exército, 1979. (Tese de Mestrado).

ANEXO

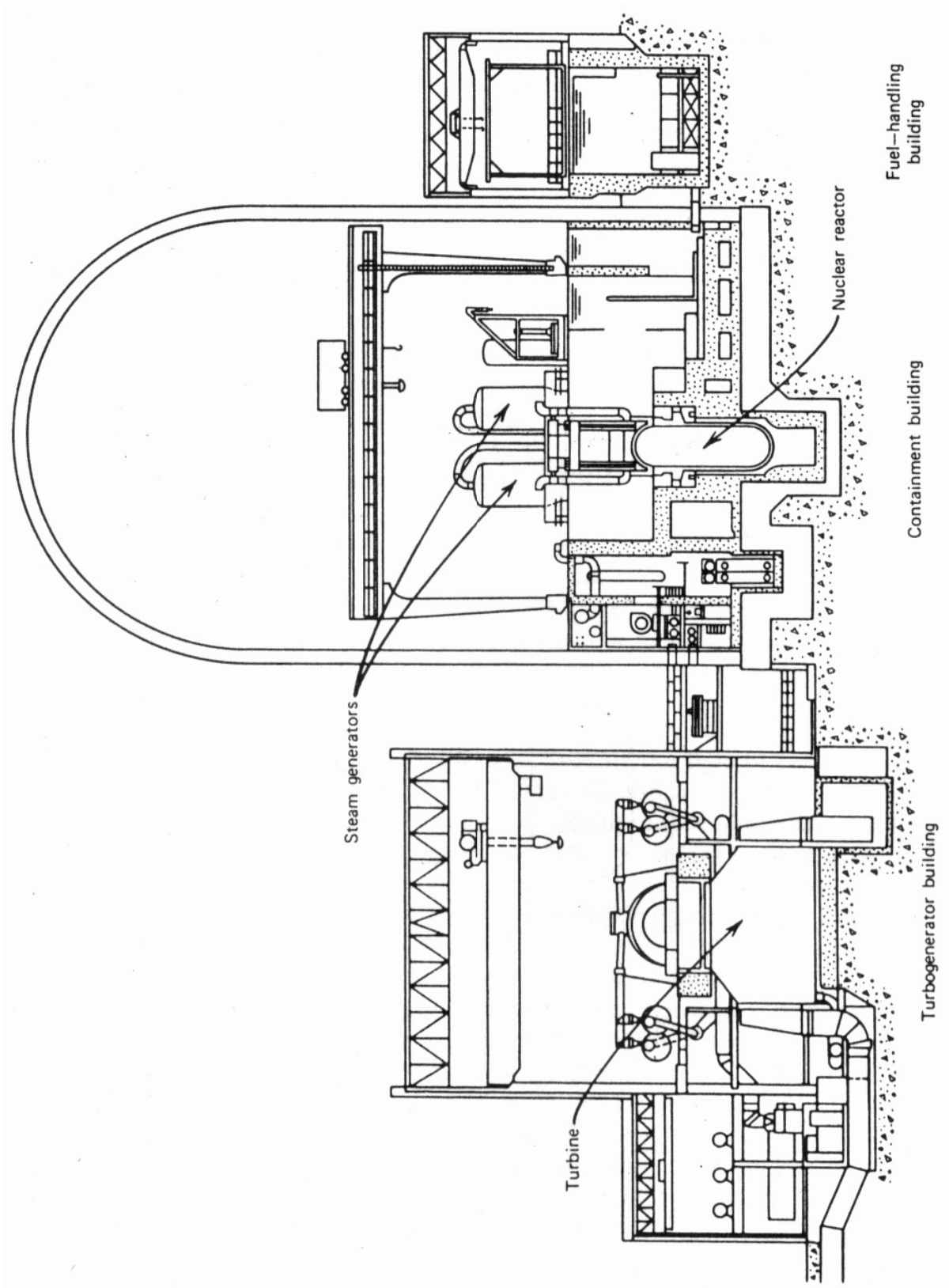


Figura I— Diagrama esquemático de uma planta nuclear de potência.



Figura II – Maquete do vaso do reator.

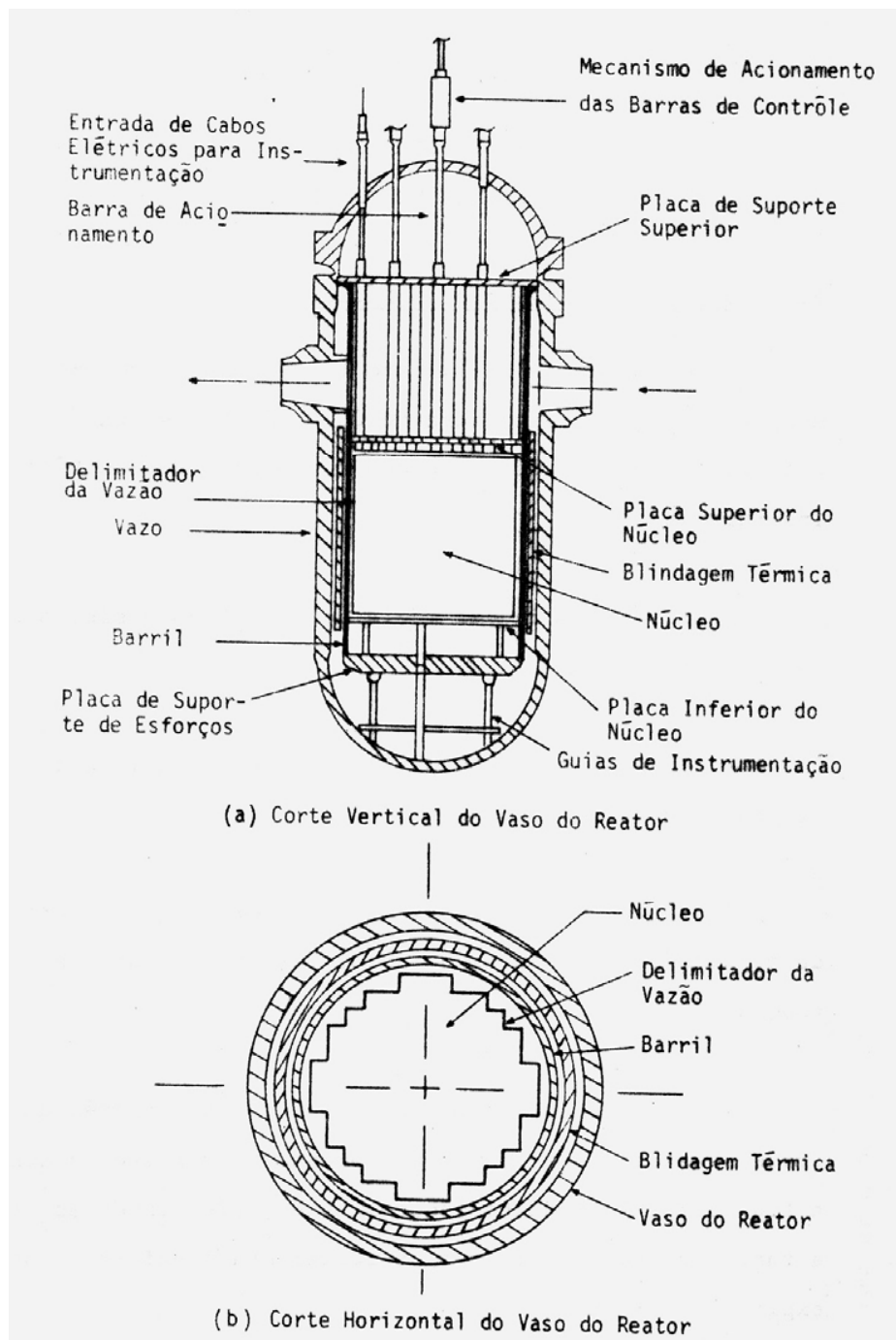


Figura III – Esquema dos componentes principais do vaso do reator .

Tabela I – Fatores de escala utilizados em várias áreas da Física.

Área de aplicação	Fator de escala				
	Comprimento l^*	Tempo t^*	Força F^*	Temperatura θ^*	Corrente elétrica i^*
Geometria	•	-	-	-	-
Cinemática	•	•	-	-	-
Estática	•	-	•	-	-
Dinâmica	•	•	•	-	-
Termodinâmica	•	-	•	•	-
Transferência de calor e massa	•	•	•	•	-
Eletrostática	•	-	•	-	•
Eletrodinâmica e Eletromagnetismo	•	•	•	-	•
Magneto-hidrodinâmica	•	•	•	•	•

Tabela II – Alguns fatores de escala secundários.

Fator de escala secundário	Expoentes				
	Comprimento l^*	Tempo t^*	Força F^*	Temperatura θ^*	Corrente elétrica i^*
Ângulo	0	0	0	0	0
Strain	0	0	0	0	0
Área	2	0	0	0	0
Volume	3	0	0	0	0
Veloc. angular	0	-1	0	0	0
Aceler. angular	0	-2	0	0	0
Velocidade	1	-1	0	0	0
Aceleração	1	-2	0	0	0
Taxa volumétrica de descarga	3	-1	0	0	0
Momento Linear	0	1	1	0	0
Massa	-1	2	1	0	0
Momento de inércia	1	2	1	0	0
Torque	1	0	1	0	0
Trabalho, Quant. Calor, Entalpia , Energia	1	0	1	0	0
Taxa de Fluxo de Calor	1	-1	1	0	0
Fluxo de Calor	-1	-1	1	0	0
Potência	1	-1	1	0	0
Pressão, Stress	-2	0	1	0	0
Entropia	1	0	1	-1	0

Tabela III - Grupos adimensionais da Mecânica de Fluidos e Transferência de Calor

Mecânica dos Fluidos e Transferência de Calor			
Nome	Notação	Fórmula	Interpretação em termos da razão
Biot	Bi	$\frac{hL}{\kappa_s}$	
Cauchy	Ca	$\frac{V^2 \rho}{B_s} = \frac{V^2}{a^2}$	
Eckert	Ek	$\frac{V^2}{c_p \Delta\theta}$	
Euler	Eu	$\frac{\Delta p}{\rho V^2}$	
Fourier	Fo	$\frac{\kappa\theta}{\rho c_p L^2}$	
Froude	Fr	$\frac{V^2}{gL}$	
Graetz	Gz	$\frac{D}{L} \cdot \frac{V\rho c_p D}{\kappa}$	
Grashof	Gr	$\frac{g\beta\Delta t L^3}{\nu^2}$	
Knudsen	Kn	$\frac{\lambda}{L}$	
Lewis	Le	$\frac{\alpha}{D_c}$	
Mach	M	$\frac{V}{a}$	
Nusselt	Nu	$\frac{hL}{\kappa}$	
Péclet	Pe	$\frac{V\rho c_p D}{\kappa}$	
Prandtl	Pr	$\frac{\mu c_p}{\kappa} = \frac{\nu}{\alpha}$	
Reynolds	Re	$\frac{\rho VL}{\mu} = \frac{VL}{\nu}$	
Schmidt	Sc	$\frac{\mu}{\rho D_c} = \frac{\nu}{D_c}$	
Sherwood	Sh	$\frac{h_D L}{D_c}$	
Stanton	St	$\frac{h}{V\rho c_p} = \frac{h}{c_p G}$	

Stokes	Sk	$\frac{\Delta p L}{\mu V}$	
Strouhal	Sl	$\frac{L}{tV}$	
Weber	We	$\frac{\rho V^2 L}{\sigma}$	