

UM ALGORITMO GENÉTICO PARA O PLANEJAMENTO DE SISTEMAS HIDROELÉTRICOS



DEDALUS - Acervo - EESC



31100008032

PATRICIA TEIXEIRA LEITE

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Adriano Alber de França Mendes Carneiro

São Carlos

1999.

Clas.	TESE-EEYC
Cut.	2935
Tombo	233/99

21100001032

SYS 1064281

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

L533a Leite, Patricia Teixeira
Um algoritmo genético para o planejamento de
sistemas hidroelétricos / Patricia Teixeira Leite. --
São Carlos, 1999.

Dissertação (Mestrado) -- Escola de Engenharia de
São Carlos-Universidade de São Paulo, 1999.

Área: Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Alber de França
Mendes Carneiro.

1. Sistemas hidrotérmicos. 2. Planejamento da
operação. 3. Otimização. 4. Inteligência artificial.
5. Algoritmos genéticos. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Candidata: Engenheira **PATRICIA TEIXEIRA LEITE**

Dissertação defendida e aprovada em 21-05-1999
pela Comissão Julgadora:



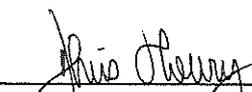
Prof. Doutor **ADRIANO ALBER DE FRANÇA M. CARNEIRO (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo)



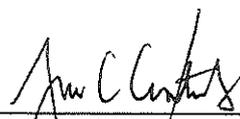
Prof. Doutor **TAKAAKI OHISHI**
(UNICAMP – Universidade Estadual de Campinas)



Prof. Doutor **ANDRÉ CARLOS PONCE DE LEON F. DE CARVALHO**
(Instituto de Ciências Matemáticas e Computação - Universidade de São Paulo)



Prof. Doutor **DENIS VINICIUS COURY**
Coordenador da Área de Engenharia Elétrica



JOSÉ CARLOS A. CINTRA
Presidente da Comissão de Pós-Graduação da EESC

Aos meus pais, Elicrisio e Ângela,
meus irmãos Weliton, Elisângela e
Daniela e meu amigo Sadao, pelo
incentivo e amizade.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Adriano pela excelente orientação, pela amizade e incentivo em todos os momentos.

Ao Professor André pelas valiosas contribuições, pelo apoio e incentivo indispensáveis à realização deste trabalho e pela amizade e atenção sempre concedida.

Ao Professor Denis membro da banca de qualificação pelas críticas, colaborações e sugestões.

Ao Professor Sadao, que contribuiu de maneira relevante para a elaboração deste trabalho, auxiliando na parte de programação.

Aos amigos Guilherme e Marcos Paz que participaram no início do desenvolvimento deste trabalho.

Aos amigos e colegas da pós-graduação: Maristela, Janaína, Mário, Donato, Cristina, Renan, Ênio, Renata, Kátia, João Bosco, Hélio, Arthur, Renato, Marcelo Rosa, Roseli e Paulo.

Aos amigos que direta ou indiretamente contribuíram com seu apoio e amizade durante estes anos em São Carlos, em especial: Nilda, Luís Augusto (Garga), Fabiano, Rudinei, Alessandra, Juliana, Marisa, Cristina Endo, Márcia, Wagner, Adriana, Sissy, Marlene, Valéria, Ricardo, Maria Cristina Tesarin, Norma, Meire, Sílvio, Luciane, Chandler, Wannessa, Evandro, Cristovam, Igor, Alessandra, Gilberto, Soyana e Wladimir.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica e do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação que de algum modo colaboraram durante meus estudos realizados nesta universidade.

Ao CNPq e à FAPESP pelo apoio fornecido durante o desenvolvimento deste trabalho.

SUMÁRIO

SUMÁRIO.....	iii
LISTA DE FIGURAS.....	v
LISTA DE TABELAS.....	vii
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	ix
LISTA DE SÍMBOLOS.....	x
RESUMO.....	xii
ABSTRACT.....	xiii
1 INTRODUÇÃO.....	1
2 O PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO.....	4
2.1 CARACTERÍSTICAS DOS SISTEMAS.....	9
2.2 PARÂMETROS DE UMA HIDROELÉTRICA.....	11
2.3 ABORDAGENS AO PLANEJAMENTO HIDROTÉRMICO.....	13
2.4 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA.....	15
3 ALGORITMOS GENÉTICOS.....	21
3.1 HISTÓRICO.....	23
3.2 OPERADORES GENÉTICOS.....	25
4 ALGORITMOS GENÉTICOS NO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO.....	31
4.1 ALGORITMO PROPOSTO.....	31

5	APLICAÇÕES NO SISTEMA BRASILEIRO.....	46
5.1	UMA USINA ISOLADA	47
5.1.1	Com taxa de desconto	48
5.1.2	Sem taxa de desconto	50
5.1.3	Com histórico de vazões.....	51
5.2	DUAS USINAS EM CASCATA	54
5.3	TRÊS USINAS EM CASCATA	57
6	CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS	60
	ANEXO.....	63
	BIBLIOGRAFIA	65

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Sistema hidrotérmico	4
FIGURA 2 - Esquema de uma usina hidroelétrica	12
FIGURA 3 - Custo de geração de uma usina termoelétrica	16
FIGURA 4 - Custo de operação do sistema hidrotérmico	17
FIGURA 5 - Seleção utilizando o Método da Roleta	26
FIGURA 6 - Cruzamento de 1 ponto.....	28
FIGURA 7 - Cruzamento de 2 pontos	28
FIGURA 8 - Cruzamento uniforme	29
FIGURA 9 - Exemplo de mutação.....	30
FIGURA 10 - Exemplo de elitismo.....	30
FIGURA 11 - Algoritmo proposto	32
FIGURA 12 - Indivíduo	33
FIGURA 13 - Cruzamento uniforme proposto.....	39
FIGURA 14 - Cruzamento médio proposto	42
FIGURA 15 - Indivíduo escolhido para ser mutado	43
FIGURA 16 – Indivíduo mutado	45
FIGURA 17 - Parte do Sistema Sudeste Brasileiro	46
FIGURA 18 - Trajetórias ótimas de volume para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto	49
FIGURA 19 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT, com taxa de desconto	49

FIGURA 20 - Trajetórias ótimas de volume para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, sem taxa de desconto.....	50
FIGURA 21 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT, sem taxa de desconto.....	51
FIGURA 22 - Trajetórias ótimas de volume para Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto	53
FIGURA 23 - Complementação térmica para afluência igual ao período histórico de 5/1971 a 4/1973	53
FIGURA 24 - Trajetórias ótimas de volume para as usinas hidroelétricas de Emborcação e Itumbiara, com taxa de desconto.....	55
FIGURA 25 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT	56
FIGURA 26 - Trajetórias ótimas de volume para as usinas hidroelétricas de Emborcação, Itumbiara e São Simão, com taxa de desconto	58
FIGURA 27 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT	58

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Participação hidráulica em alguns países.....	10
TABELA 2 - Notas dos cinco indivíduos de uma população.....	26
TABELA 3 - Dados para resolução do problema proposto.....	32
TABELA 4 - Dados de demanda e afluência para resolução do problema proposto.....	32
TABELA 5 - Dados utilizados na seleção da população.....	35
TABELA 6 - Taxa de seleção.....	37
TABELA 7 - Dados necessários para formação de um indivíduo através de cruzamento uniforme.....	38
TABELA 8 - Dados da Usina Hidroelétrica de Emborcação.....	47
TABELA 9 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto.....	48
TABELA 10 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, sem taxa de desconto.....	51
TABELA 11 - Dados utilizados na otimização adotando o período do histórico.....	52
TABELA 12 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação adotando o período do histórico.....	54
TABELA 13 - Dados da Usina Hidroelétrica de Itumbiara.....	54
TABELA 14 - Custos de operação obtidos para as usinas hidroelétricas de Emborcação e Itumbiara, com taxa de desconto.....	56
TABELA 15- Dados da Usina Hidroelétrica de São Simão.....	57
TABELA 16 - Custos de operação obtidos para as usinas hidroelétricas	

de Emborcação, Itumbiara e São Simão, com taxa de desconto.....59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

POSHP	- Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência
IA	- Inteligência Artificial
AG's	- Algoritmos Genéticos
PNL	- Programação Não-Linear
PO	- Planejamento da Operação
TVA	- Tennessee Valey Authority
MLT	- Média de Longo Termo

LISTA DE SÍMBOLOS

- g - potência gerada
 a, b, c - parâmetros característicos da usina termoeétrica
 H_{ij} - elemento da matriz Hessiana, dada pela derivada segunda em relação à variável x , da linha i , e y , da coluna j (defluência ou volume)
 F - função objetivo do problema
 $x(t)$ - volume do reservatório no instante t
 x_{\min} - volume mínimo do reservatório
 x_{\max} - volume máximo do reservatório
 $x_{\text{útil}}$ - volume útil do reservatório
 $q(t)$ - vazão turbinada pela usina no instante t
 $v(t)$ - vazão vertida pela usina no instante t
 $u(t)$ - defluência total da usina no instante t , $u(t) = v(t) + q(t)$
 $h_{\text{mon}}(x)$ - nível d'água a montante do reservatório, função do volume de água acumulado
 $h_{\text{jus}}(u)$ - nível d'água a jusante do reservatório, função da defluência total da usina
 $h(x, u)$ - altura de queda bruta da usina, definida como a diferença entre as alturas a montante e a jusante do reservatório
 N - número de usinas hidroelétricas
 $\phi_i(\cdot)$ - função de geração hidroelétrica da usina i
 $x_i(\cdot)$ - volume do reservatório i no instante t
 $q_i(\cdot)$ - vazão turbinada da usina i no instante t
 $z_i(\cdot)$ - vazão vertida da usina i no instante t
 $u_i(\cdot)$ - vazão defluída da usina i no instante t

- K_i - constante que engloba aceleração da gravidade, densidade da água, rendimento turbina-gerador e fatores de conversão de unidades
- h_{1i} - altura de montante, em relação ao nível do mar, função do volume do reservatório
- h_{2i} - altura de jusante, em relação ao nível do mar, função da vazão defluída total
- $y_i(t)$ - afluência ao reservatório i no instante t
- Ω_i - conjunto de todas as usinas imediatamente a montante da usina i

RESUMO

LEITE, P. T. (1999). *Um Algoritmo Genético para o Planejamento de Sistemas Hidroelétricos*. São Carlos, 1999. 71p. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

O Planejamento da Operação dos Sistemas Hidrotérmicos de Potência vem sendo formulado através de modelos de otimização e simulação. Estes métodos apresentam imperfeições inerentes, susceptíveis de aperfeiçoamento, uma vez que lidam com problemas não-lineares bastante complexos e de difíceis soluções. Algumas abordagens baseiam-se na programação dinâmica ou em técnicas de programação não-linear, que apresentam deficiências, como dificuldades de convergência, simplificação da formulação original do problema, ou dificuldades devido à complexidade da função objetivo.

Com a finalidade de encontrar métodos mais eficazes para solução do problema, este trabalho propõe métodos de Inteligência Artificial que possam superar as deficiências encontradas nas abordagens tradicionais.

A abordagem proposta, utilizando técnicas de Algoritmos Genéticos, foi aplicada em vários testes com usinas hidroelétricas pertencentes ao Sistema Brasileiro. Os testes procuram reproduzir as mesmas situações encontradas nos estudos e ações do Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, visando determinar o cronograma ótimo de operação.

Os resultados foram comparados com outros obtidos através de técnica tradicional de programação não-linear, já exaustivamente testada.

Palavras-chaves: Sistemas Hidrotérmicos, Planejamento da Operação, Otimização, Inteligência Artificial, Algoritmos Genéticos.



ABSTRACT

LEITE, P. T. (1999). *A Genetic Algorithm Applied to Hydroelectric System Planning*. São Carlos, 1999. 71p. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

The Power Systems Hydrothermal Operation Planning is nowadays formulated through optimization models and simulations. These approaches show inherent imperfections, susceptible to improvement, since they deal with complex non-linear problems with difficult solution. Some approaches are based on dynamic programming or in non-linear programming techniques, which also present some drawbacks, such as hard convergence, simplification of the original problem formulation, or difficulty due to complex object function.

In order to find more efficient methods to solve this problem, the present study uses Artificial Intelligent techniques to overcome the inaccuracies found in the traditional approaches.

The proposed approach, using Genetic Algorithms techniques, was applied in various tests with hydroelectric plants belonging to the Brazilian System.

The tests reproduces the same situations found in the studies and procedures of the Hydrothermal System Planning, aiming to determine the optimal operation scheduling.

The results achieved were compared to those obtained by an algorithm using the traditional Non-linear Programming, which has been extensively investigated and tested.

Keywords: Hydrothermal Systems, Operation Planning, Optimization, Artificial Intelligence, Genetic Algorithms.

1 INTRODUÇÃO

O consumo de energia elétrica aumenta em todo o mundo, principalmente nos países em desenvolvimento, como o Brasil, estando o consumo diretamente ligado ao nível sócio-econômico da população.

A geração de energia elétrica pode ser realizada por meio do uso de energia potencial da água, geração hidroelétrica, ou através de energia térmica, geração termoelétrica, utilizando combustíveis fósseis, como petróleo e carvão mineral, combustíveis não fósseis, como madeira e bagaço de cana, ou ainda combustíveis nucleares, como urânio enriquecido.

Com o crescimento acelerado do país, existe a necessidade de um planejamento cada vez mais avançado, que englobe as fontes de geração de energia elétrica, com o objetivo de garantir, da melhor forma possível, o atendimento da demanda. Este é um grande desafio para o Setor Elétrico Brasileiro e implica em desenvolvimento de técnicas de otimização e simulação mais sofisticadas.

Algumas características próprias do Sistema Brasileiro impediram a aplicação de técnicas tradicionais de operação utilizadas em outros países e estimularam o desenvolvimento autônomo de métodos computacionais e critérios adequados às condições locais.

No Brasil, o sistema é predominantemente hidroelétrico, com cerca de 95% da energia gerada, pois o país possui um grande potencial hidráulico, onde se localizam grandes cascatas com usinas interligadas. É um dos poucos países com potencial hidráulico a ser ainda explorado. A geração de origem hidroelétrica, que tem custo de combustível nulo, a menos de taxas fixas não muito elevadas, é complementada por

geração de origem termoeleétrica, que tem custo de combustível elevado. Entretanto, este sistema traz consigo a desvantagem da incerteza das vazões.

A área dos sistemas de potência que trata justamente das necessidades energética por parte das usinas, de forma coordenada, é o chamado Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência (POSHP).

O objetivo do POSHP é encontrar uma política operativa que forneça energia elétrica ao sistema, num determinado período, com confiabilidade e por um custo mínimo. Isto equivale a determinar um cronograma ótimo de geração para cada usina, a cada intervalo, de modo que o sistema atenda a demanda de forma confiável, procurando evitar o racionamento em ano de seca severa, e minimize o custo esperado da operação durante o período de planejamento, definindo uma estratégia adequada de complementação térmica.

O POSHP vem sendo formulado através de modelos de otimização e simulação, inclusive no caso brasileiro, apresentando, como não poderia deixar de ser, imperfeições inerentes, susceptíveis de aperfeiçoamento, onde têm-se problemas não-lineares bastante complexos e de difíceis soluções. Algumas abordagens baseiam-se na programação dinâmica ou em técnicas de programação não-linear, que apresentam deficiências, como dificuldades de convergência, simplificação da formulação original do problema, ou dificuldades devido a complexidade da função objetivo [1].

Por outro lado, técnicas de Inteligência Artificial (IA) têm sido largamente aplicadas, com sucesso, em Sistemas Elétricos de Potência, em diversas áreas, entre elas proteção, controle e supervisão, alarme, segurança, previsões, etc [2, 3].

Com a finalidade de encontrar métodos mais eficazes para solução do problema do Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, este trabalho propõe a utilização de métodos de Inteligência Artificial que possam superar as deficiências encontradas nas abordagens tradicionais. É relevante que se diga que não se tem conhecimento na literatura mundial de aplicações de I.A. em Planejamento da Operação, pelo menos no que se refere a testes com situações reais e com comprovado sucesso quando comparados com os métodos tradicionais de otimização.

Dentre os vários métodos de Inteligência Artificial existentes na literatura, os que têm se destacado com mais eficiência na solução dos problemas de otimização

são aqueles baseados em Algoritmos Genéticos (AG's), tornando esta técnica muito interessante como ferramenta de busca e otimização para a solução dos mais diferentes tipos de problemas.

Este trabalho apresenta uma abordagem para a solução do problema de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, utilizando Algoritmos Genéticos. Um algoritmo é desenvolvido com esta técnica e sua aplicação é feita em situações reais de usinas do Sistema Brasileiro. O algoritmo é aplicado a subsistemas de múltiplas usinas em cascatas, e seus resultados comparados com outros obtidos por técnicas tradicionais de otimização não-linear.

O capítulo 2 contém o estado da arte do problema do POSHP, com sua apresentação, principais características e sua formulação matemática, acompanhado da bibliografia.

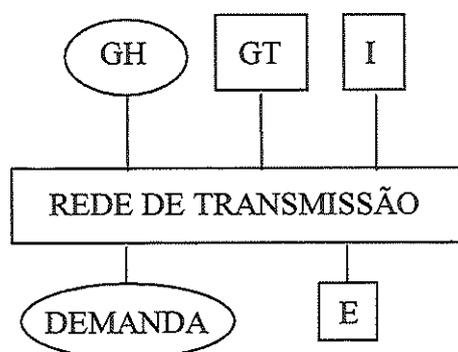
Um resumo sobre Algoritmos Genéticos, histórico e apresentação dos operadores genéticos tradicionalmente utilizados serão apresentados no capítulo 3. O algoritmo proposto será apresentado no capítulo 4.

As aplicação e resultados estão no capítulo 5, bem como a comparação entre a técnica de otimização baseada em Programação Não-linear (PNL), tradicionalmente utilizada, e a técnica proposta por este trabalho, baseada em Algoritmos Genéticos (AG's).

Finalmente, no capítulo 6 algumas conclusões e comentários são apresentados.

2 O PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO

Os sistemas hidrotérmicos de potência normalmente são abastecidos através de geração hidroelétrica, geração térmica e, eventualmente, importação de energia elétrica de sistemas vizinhos. Toda a energia elétrica assim disponível é enviada através das linhas de transmissão para o atendimento da demanda, conforme ilustrado na FIGURA 1.



GH - Geração Hidroelétrica;

GT - Geração Térmica;

I - Importação de energia;

E - Exportação de energia.

FIGURA 1 - Sistema hidrotérmico

Os recursos hidroelétricos de geração, representados pelas aflúncias nas usinas e pela água armazenada nos reservatórios, são limitados, logo a sua

disponibilidade em um dado momento depende do grau de sua utilização anterior, o que estabelece uma ligação entre as decisões operativas no tempo. A questão então é como utilizar os recursos hidroelétricos disponíveis no presente de modo a assegurar a menor complementação termoelétrica no presente e no futuro, sendo este um problema predominante nos sistemas hidrotérmicos de geração com grande participação hidroelétrica, como é o caso do Sistema Brasileiro. A decisão ótima deve equilibrar o compromisso entre o benefício presente do uso da água para geração hidroelétrica e o benefício futuro esperado, advindo do seu armazenamento. Tudo medido em termos de economia de combustível, caracterizando um problema dinâmico [4].

O custo de operação de uma usina termoelétrica é, classicamente, dado por uma função convexa crescente, próxima de um polinômio de segundo grau, que pode ser representada pela eq.1 [5]:

$$c(g) = a + b(g) + c(g^2) \quad (1)$$

onde:

g - potência gerada.

a, b, c - parâmetros característicos da usina termoelétrica.

O custo de operação de um sistema hidrotérmico é dado pela complementação térmica do sistema, ou seja, pelo custo do suprimento da parcela da demanda que não foi atendida pela geração hidroelétrica, mas sim pela geração térmica. Logo, a não-linearidade da função objetivo deste problema deve-se, em primeiro lugar, à não-linearidade do custo de geração térmica. Em segundo lugar, resulta da própria não-linearidade da função de geração das usinas hidroelétricas, ilustrada pela eq. 13, onde aparecem polinômios de até 4º grau, como será visto adiante, no item 2.4.

A função objetivo é também não convexa em toda sua região de abrangência, o que pode ser verificado através dos auto valores da matriz Hessiana, os quais apresentam valores positivos e negativos em algumas regiões [6].

Quando as usinas hidroelétricas estão situadas em uma mesma bacia hidrográfica, elas apresentam, de forma mais evidente, um acoplamento operativo entre si, formando um problema não-separável.

O parque hidroelétrico constitui-se em um sistema interconectado de geração, ao contrário do parque termelétrico, cujas unidades são independentes entre si. Isto pode ser melhor explicado analisando a matriz Hessiana da função de custo de operação do sistema, ou função objetivo do problema do Planejamento Energético da Operação, onde observam-se elementos fora da diagonal principal não nulos, o que representa a interconexão entre as variáveis da mesma usina e também o acoplamento hidráulico, quando relaciona as variáveis de usinas diferentes [7].

Isto se traduz em uma função objetivo espacialmente não-separável, ou seja, não se pode isolar as variáveis de cada usina separadamente.

Uma visão da matriz Hessiana é dada a seguir, utilizando-se um sistema com duas usinas e dois intervalos, sendo a matriz composta por 8 linhas e 8 colunas. Cada elemento H_{ij} da matriz será dado pela derivada da função de custo de operação em relação às variáveis da linha i e coluna j , com as linhas e colunas compostas pelas turbinagens e volumes das usinas, nos intervalos dados.

Assim a Hessiana ficará conforme ilustrada pela eq. 2.

$$H_{ij} = \frac{\partial^2 F}{\partial u_i \partial x_j} \quad (2)$$

onde:

H_{ij} - elemento da matriz Hessiana, dada pela derivada segunda em relação à variável u , da linha i , e x , da coluna j (defluência ou volume);

F - função objetivo do problema (será rerepresentada na eq. 6);

u_{nm} - defluência da usina m no período n ;

x_{nm} - volume da usina m no período n .

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{cc}
 t = 1 & t = 2
 \end{array} \\
 \begin{array}{cccccc}
 & u_{11} & u_{21} & x_{11} & x_{21} & u_{12} & u_{22} & x_{12} & x_{22}
 \end{array} \\
 \begin{array}{l}
 u_{11} \\
 u_{21} \\
 x_{11} \\
 x_{21} \\
 u_{12} \\
 u_{22} \\
 x_{12} \\
 x_{22}
 \end{array}
 \left[\begin{array}{cccccccc}
 \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{11} \partial u_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{11} \partial u_{21}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{11} \partial x_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{11} \partial x_{21}} \right] & 0 & 0 & 0 & 0 & \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{12} \partial u_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{12} \partial u_{22}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{12} \partial x_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{12} \partial x_{22}} \right] \\
 \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{21} \partial u_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{21} \partial u_{21}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{21} \partial x_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{21} \partial x_{21}} \right] & 0 & 0 & 0 & 0 & \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{22} \partial u_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{22} \partial u_{22}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{22} \partial x_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial u_{22} \partial x_{22}} \right] \\
 \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{11} \partial u_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{11} \partial u_{21}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{11} \partial x_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{11} \partial x_{21}} \right] & 0 & 0 & 0 & 0 & \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{12} \partial u_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{12} \partial u_{22}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{12} \partial x_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{12} \partial x_{22}} \right] \\
 \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{21} \partial u_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{21} \partial u_{21}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{21} \partial x_{11}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{21} \partial x_{21}} \right] & 0 & 0 & 0 & 0 & \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{22} \partial u_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{22} \partial u_{22}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{22} \partial x_{12}} \right] \left[\frac{\partial^2 F}{\partial x_{22} \partial x_{22}} \right] \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{array} \right. \quad (3)
 \end{array}$$

Este é também um problema estocástico em sua conceituação mais ampla, devido à aleatoriedade das vazões, além de ser de grande porte, devido ao grande número de usinas e intervalos normalmente envolvidos.

Dadas as características de geração das usinas hidroelétricas, o Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos pode ser classificado como um problema de otimização dinâmico, de grande porte, com função objetivo não-linear, não separável e não convexa [8].

Como já afirmado, o objetivo do POSHP é determinar uma estratégia de geração para cada usina, que minimize o valor esperado dos custos operativos no período de planejamento e atenda a demanda de forma confiável. Incluem-se nestes custos os gastos com os combustíveis das usinas termoelétricas, eventuais compras de energia de sistemas vizinhos e os custos de eventuais não atendimentos à demanda [9].

Assim, em sistemas com grande participação hidroelétrica, o objetivo econômico do planejamento da operação é substituir, na medida do possível, a geração de origem termoelétrica, de custo elevado, por geração de origem hidroelétrica, de custo praticamente nulo, de forma racional [9, 10].

Devido à sua própria dificuldade e à diversidade de objetivos e de características em que estão imersos os vários aspectos do problema, o Planejamento da Operação (PO) é dividido em diferentes horizontes de tempo. No Sistema Brasileiro, o planejamento da operação é dividido em horizontes de longo, médio e curto prazos, onde são abordados os aspectos energéticos e elétricos da operação [11].

No planejamento de longo prazo costuma-se utilizar programação dinâmica estocástica na sua abordagem, devido a aleatoriedade das vazões afluentes. Neste nível são considerados aspectos globais do planejamento, como o valor esperado de geração térmica envolvida, a previsão de intercâmbio entre os subsistemas, a avaliação dos riscos de déficits e também as reservas hidráulicas numa evolução plurianual. O horizonte de decisão é tipicamente 5 anos e o período de planejamento é discretizado em intervalos mensais.

Já no planejamento de médio prazo, costuma-se abranger um período de alguns meses a dois anos, com discretização mensal ou semanal, onde atribuem-se as metas de geração individuais a cada usina hidroelétrica, e pode-se adotar programação não-linear, através de abordagem determinística.

Em sistemas hidrotérmicos de potência onde há uma grande participação hidráulica, é fundamental determinar o comportamento ótimo dos reservatórios, definindo a melhor maneira de operação. Para que o comportamento de cada reservatório possa ser melhor determinado, é importante que seja adotada uma representação individualizada para as usinas, o que faz com que o número de variáveis e de estados do sistema seja geralmente grande. Assim, para viabilizar a otimização com representação individualizada das usinas, convém tratar o problema de forma determinística.

No planejamento de curto prazo, procuram-se determinar decisões diárias ou horárias, incluindo as restrições elétricas [4].

Os horizontes de longo e médio prazo são conhecidos pela designação de planejamento energético, já que tratam do aspecto energético da operação. Este trabalho está voltado preferencialmente para este planejamento energético, tendo sido desenvolvido com vistas para o horizonte de médio prazo.

2.1 CARACTERÍSTICAS DOS SISTEMAS

As fontes energéticas de cada país são determinadas pelos recursos existentes e conforme as características ambientais da região tais como relevo, clima, etc, sendo diferentes na maior parte dos países, alguns com sistemas de pequena ou grande participação hidroelétrica, outros quase que puramente térmicos. Logo, para cada tipo de sistema é empregada uma abordagem, apesar de se manter a filosofia básica quanto aos objetivos a serem atingidos [5].

Como já foi afirmado, o Brasil possui um sistema de geração predominantemente hidroelétrico, devido ao grande potencial hidráulico existente no país, onde se localizam grandes cascatas com usinas interligadas, com um relevo suave, sem grandes montanhas, fazendo com que as usinas, em geral, tenham alturas de queda pequenas ou médias.

Em outros países alguns sistemas têm grande participação hidroelétrica, como no Sistema Brasileiro, destacando-se entre eles os da Noruega e Canadá. Outros sistemas são de pequeno porte, como o da Nova Zelândia, e outros ainda são de pequena participação hidroelétrica, como por exemplo, o sistema da Tennessee Valey Authority (TVA), nos Estados Unidos.

Os Estados Unidos, por exemplo, possuem hoje um parque de geração elétrica predominantemente térmico, caso como o sistema da TVA, que tem uma participação hidroelétrica de 12%, conforme apresentado na TABELA 1. Nestes sistemas a água não tem como prioridade a geração de energia elétrica, sendo utilizada para a navegação, recreação, controle de cheias, além do controle da qualidade da água [12].

TABELA 1 - Participação hidráulica em alguns países

PAÍSES	PARTICIPAÇÃO HIDRÁULICA
BRASIL	95%
CANADÁ (Hydro-Québec)	94%
ESTADOS UNIDOS (TVA)	12%
NOVA ZELÂNDIA	80%
NORUEGA	99%

A Noruega tem um sistema de geração praticamente hidroelétrico, com um porte da mesma ordem de grandeza do Sistema Brasileiro, mas com um número muito grande de pequenas usinas [13].

A Hydro-Québec no Canadá, apresenta um sistema praticamente hidroelétrico com cerca de 94% da energia gerada. É o que mais se aproxima do sistema brasileiro tanto em energia como em capacidade instalada. O sistema do Canadá é formado por grandes cascatas em paralelo, com bacias hidrográficas isoladas uma das outras, diferindo muito das grandes cascatas brasileiras, que são interligadas [14].

A Nova Zelândia é um sistema pequeno e com reservatórios de pouca capacidade, de tal forma que suas possibilidades de aproveitar as afluências maiores, armazenando-as para utilização em períodos de baixas afluências, são bastante limitadas.

Assim as características próprias dos sistemas estimularam o desenvolvimento autônomo de métodos computacionais e critérios adequados às condições locais [15].

2.2 PARÂMETROS DE UMA HIDROELÉTRICA

Um esquema de uma usina hidroelétrica é mostrado na FIGURA 2, com o objetivo de esclarecer alguns termos usado na dissertação. De acordo com esta figura, pode-se listar alguns elementos que compõem a usina:

- ▶ Uma barragem que represa a água, com conseqüente formação do reservatório. No caso da maioria das usinas brasileiras o reservatório tem a função de criar a altura de queda d'água e exerce também, para algumas usinas, o papel de regulador dos recursos hídricos. Os reservatórios que têm essa capacidade são chamados de reservatórios de acumulação.
- ▶ Uma casa de máquina, onde estão localizadas as turbinas, os geradores e todos os equipamentos responsáveis pela transformação de energia hidráulica em energia elétrica.
- ▶ Um vertedouro, por onde a água em excesso, que não será utilizada na geração de energia, retorna ao rio.

As variáveis envolvidas no modelo da usina são:

- $x(t)$ - volume do reservatório no instante t ;
- x_{\min} - volume mínimo do reservatório;
- x_{\max} - volume máximo do reservatório;
- $x_{\text{útil}}$ - volume útil do reservatório;
- $q(t)$ - vazão turbinada pela usina no instante t ;
- $v(t)$ - vazão vertida pela usina no instante t ;
- $u(t)$ - defluência total da usina no instante t , $u(t) = v(t) + q(t)$;
- $h_{\text{mon}}(x)$ - nível d'água a montante do reservatório, função do volume de água acumulado;
- $h_{\text{jus}}(u)$ - nível d'água a jusante do reservatório, função da defluência total da usina;
- $h(x,u)$ - altura de queda bruta da usina, definida como a diferença entre as alturas montante e a jusante do reservatório.

O volume x equivale à quantidade de água armazenada no reservatório em um determinado instante. O volume mínimo x_{min} , também conhecido como volume morto, é a menor quantidade de água armazenada no reservatório que permite o funcionamento da usina em condições normais de operação.

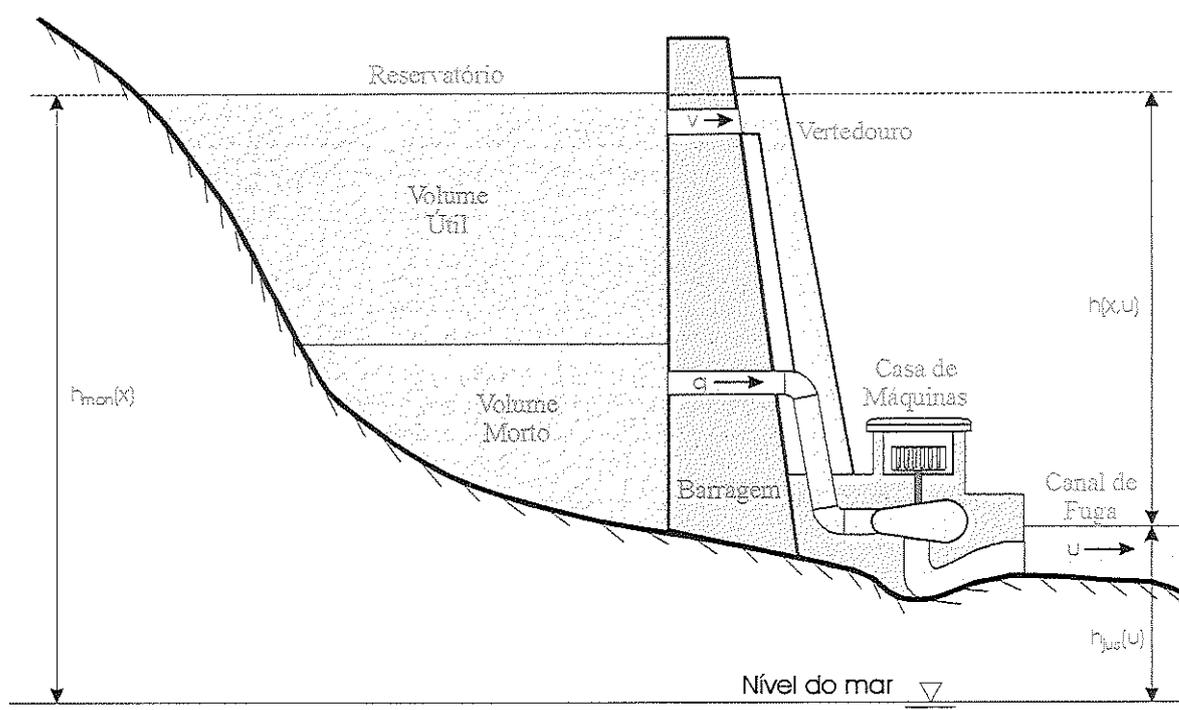


FIGURA 2 - Esquema de uma usina hidroelétrica

O volume útil $x_{útil}$ é a diferença entre o maior volume suportado pelo reservatório em condições normais, $x_{máx}$, e o volume morto, x_{min} .

A vazão turbinada q representa a vazão que foi efetivamente utilizada na transformação de energia hidráulica em energia elétrica. Esta vazão é limitada pela turbinagem máxima, ou engolimento máximo, $q_{máx}$, da usina.

Adota-se a hipótese operativa de que uma usina só verte quando não puder mais turbinar. Assim, a vazão vertida v ocorre quando a quantidade de água que chega à usina é maior que o engolimento máximo da mesma e o reservatório já encontra-se cheio. Na operação real o vertimento também pode ocorrer em condições especiais de operação, como por exemplo no controle de cheias ou irrigação. Nestes casos a usina pode verter sem ter alcançado seu volume máximo.

A altura h_{mon} é a altura, em relação ao nível do mar, do nível d'água a montante do reservatório. Esta altura é expressa em função do volume x . A altura h_{jus} é a altura, também em relação ao nível do mar, da água que encontra-se a jusante do reservatório e é expressa em função da defluência u . A altura h é dada pela diferença entre as alturas a montante e a jusante e, evidentemente, é função tanto de u quanto de x .

2.3 ABORDAGENS AO PLANEJAMENTO HIDROTÉRMICO

O método de abordagem para o problema do POSHP é muito influenciado pelas características de cada sistema, tais como predominância ou não de geração hidroelétrica, interligação das bacias, relevo, e outros. Também, a forma como o planejador resolve equacionar o problema influi na abordagem adotada, levando a que sistemas com mesmas características apresentem formas diferentes de tratamento.

Quando adota-se uma modelagem para um problema e uma técnica de resolução, deve-se, além de considerar as características físicas do sistema, evitar simplificações drásticas que deturpem os resultados, e levar em conta o nível de incerteza de cada horizonte.

A programação dinâmica, nos seus mais variados modelos, é uma das formas mais usuais de abordagem, por permitir o tratamento estocástico do problema. Porém, esta técnica apresenta a maldição da dimensionalidade, causada pelo aumento exponencial dos estados possíveis. Se as variáveis de volume e vazão defluida de cada usina, de um conjunto de N usinas, forem discretizadas em M intervalos, existirão M^{2N} estados possíveis no espaço de estado, o que, mesmo para um número pequeno de usinas, implica em grande esforço computacional [11]. Por exemplo, supondo $M = 20$ intervalos:

- 1 reservatório — $20^2 = 400$ estados;
- 2 reservatório — $20^4 = 160.000$ estados;
- 3 reservatório — $20^6 = 64$ milhões de estados;
- 4 reservatório — $20^8 \cong 25$ bilhões de estados;
- 5 reservatório — $20^{10} \cong 10$ trilhões de estados.

Em sistemas com múltiplas usinas não será possível empregar a programação dinâmica, devido à sua dimensão excessiva.

Uma das tentativas adotadas para solucionar o número excessivo de variáveis de estado, se dá através do uso de um modelo agregado no qual o valor energético da água armazenada em um reservatório é função das alturas de quedas acumuladas nos reservatórios a jusante. Desta forma, a capacidade total de armazenamento do modelo agregado é expressa em termos de energia e não do volume de água armazenado no sistema. Este modelo é também conhecido como modelo a sistema equivalente, pois os vários reservatórios são transformados em um único reservatório equivalente de energia potencial [11]. O uso deste método permite abordagem estocástica do problema, mas penaliza a representação individualizada das usinas.

Existem vários métodos propostos utilizando programação não-linear, pois através desta técnica, mesmo em sistemas com grande porte, pode-se fazer a representação individualizada das usinas [1, 10]. Entretanto, esta abordagem apresenta muitas vezes dificuldades, devido principalmente à complexidade da função objetivo, mormente no Sistema Brasileiro, onde as alturas de queda das usinas, em geral, dependem dos volumes de água armazenados, além de não permitir uma representação estocástica explícita para as vazões afluentes.

Recentemente, foi proposta a utilização de métodos de linearização e técnica de programação quadrática aplicadas ao problema da operação, com a vantagem de usar o método Simplex na resolução, preservando as características individuais de cada usina [16].

Com relação à aplicação de IA ao planejamento da operação, destaca-se o trabalho onde utilizaram esta ferramenta, baseada em Algoritmos Genéticos, na coordenação do POSHP, considerando um sistema composto por 22 usinas térmicas e 3 hidroelétricas em um horizonte de 24 horas. Obtiveram resultados mais satisfatórios que os obtidos pela programação dinâmica. Os autores afirmam ainda a possibilidade de trabalhar com um horizonte de uma semana [17].

Cabe apontar ainda o trabalho que descreve o uso de uma técnica de programação evolucionária no planejamento de curto prazo de geração hidrotérmica

[18]. Neste trabalho foi feito a comparação da técnica proposta com outras técnicas utilizadas para resolução do problema apontado.

Foi proposto também um Algoritmo Genético para operação de um sistema fictício composto por 8 usinas em um horizonte de planejamento de um ano. Os autores consideram que a vantagem de usar este algoritmo e codificação é que é possível adaptar a estratégia de operação de acordo com afluência de água atual. Entretanto esta não é uma aplicação verdadeira e os próprios autores alertam que somente com dados e situações reais poderiam chegar a conclusões mais definitivas [19].

Finalizando, em [20] foi desenvolvido um trabalho que utiliza AG's para a determinação do despacho de geração térmica. A vantagem apontada pelos autores é que os AG's conseguiram superar as dificuldades impostas pela restrição de balanço d'água. Eles apontam com segurança, através dos resultados obtidos, que técnicas de IA tendem a ser aplicadas com mais intensidade na área de POSHP.

2.4 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

O problema do Planejamento da Operação de um Sistema Hidrotérmico de Potência pode ser formulado através de um modelo de otimização, onde o custo de operação dos sistemas hidrotérmicos é dado pelas termoelétricas, mostrando-se a seguir os principais aspectos sobre esta modelagem.

O custo de operação $C(G)$ do conjunto não hidráulico, em relação à potência gerada do sistema, será uma função convexa crescente, próxima de um polinômio do segundo grau, como indicado na FIGURA 3, que pode ser representada por:

$$c(g) = a + b(g) + c(g^2) \quad (4)$$

onde:

g - potência gerada.

a, b, c - são parâmetros característicos da usina termoelétrica [21].

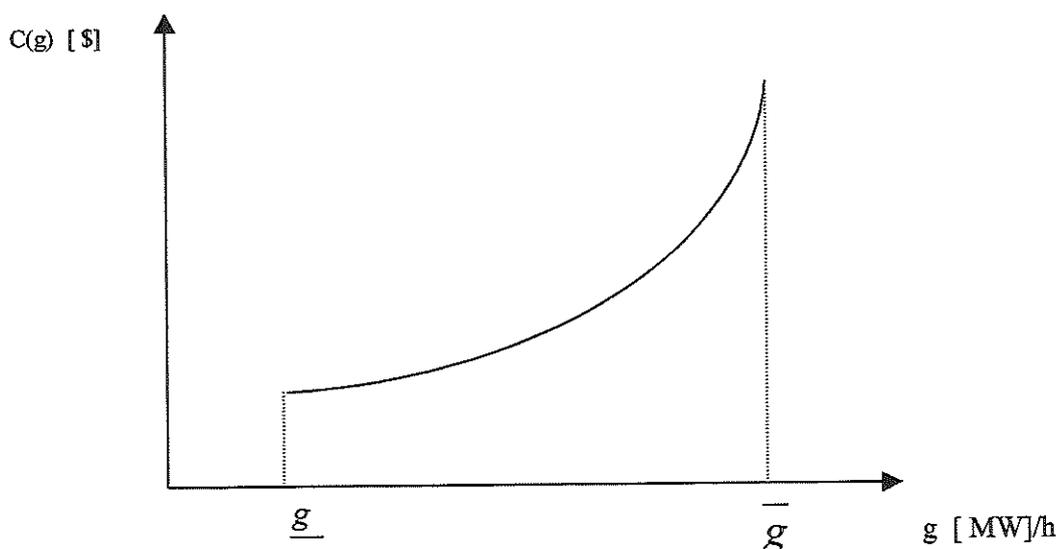


FIGURA 3 - Custo de geração de uma usina termoeletrica

As restrições operativas são dadas pelos limites operacionais da usina:

$$\underline{g} \leq g(t) \leq \bar{g} \quad (5)$$

Desta forma, o custo de operação ótimo do conjunto não hidráulico é dado pela solução de um problema de despacho de geração, em um dado período, que procura igualar os custos marginais entre as fontes. Este custo é dado por:

$$C(G) = \text{Min} \sum_{i=1}^M c(g_i) \quad (6)$$

sujeito a:

$$\sum_{i=1}^M g_i = G \quad (7)$$

$$\underline{g}_i \leq g_i \leq \bar{g}_i \quad (8)$$

onde M é o número de usinas e G é a parcela não hidráulica da demanda de energia em MW.

Uma modelagem mais completa com outras funções mais elaboradas, pode ser encontrada em [22].

O sistema hidrotérmico tem como custo de operação justamente o custo do sistema não hidráulico complementar, dado pela função C(.), a qual depende

obviamente da demanda total D do sistema e também da geração hidroelétrica H , pois quanto maior esta geração, menor será a complementação térmica necessária.

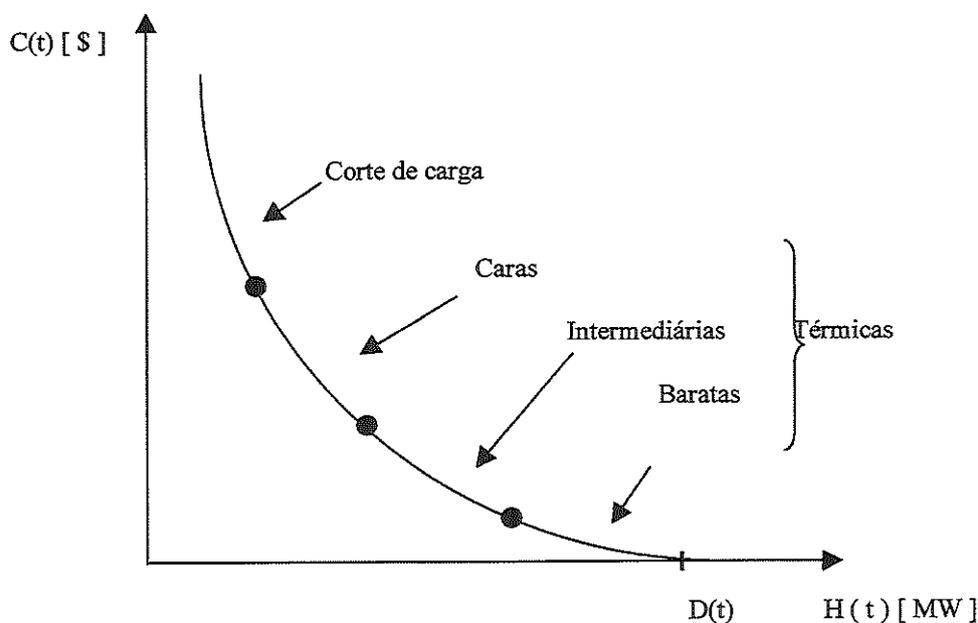


FIGURA 4 - Custo de operação do sistema hidrotérmico

O custo de operação, mostrado na FIGURA 4, será dado, em cada intervalo de tempo, por [10, 23].

$$C(t) = C[G(t)] \quad (9)$$

onde:

$$G(t) = D(t) - H(t) \quad \text{para } D(t) \geq H(t) \quad (10)$$

$$G(t) = 0 \quad \text{para } D(t) < H(t) \quad (11)$$

Com este modelamento adotado, o planejamento hidrotérmico passa a ser um problema tratado exclusivamente através das usinas hidroelétricas. Desta forma, uma formulação geral do planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência pode ser estabelecida como a minimização do custo operacional do sistema, ao longo de todo o horizonte de planejamento $[1, T]$, dado por :

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T f_t[C(t)] \quad (12)$$

onde:

f_t = indica um fator de conversão de unidade MW para dólar.

A geração hidroelétrica total $H(t)$ é dada pela somatória das gerações de todas as usinas hidroelétricas:

$$H(t) = \sum_{i=1}^N \phi[x_i(t), q_i(t), z_i(t)] \quad (13)$$

onde, como já definido anteriormente :

N - número de usinas hidráulicas;

$\phi_i(.)$ - função de geração hidráulica da usina i ;

$x_i(.)$ - volume do reservatório i no instante t ;

$q_i(.)$ - vazão turbinada da usina i no instante t ;

$z_i(.)$ - vazão vertida da usina i no instante t ;

$u_i(.)$ - vazão defluída da usina i no instante t .

Com

$$q_i(.) + z_i(.) = u_i(.) \quad (14)$$

A função de geração de uma usina i depende da altura de queda da água e das vazões turbinada e vertida:

$$\phi_i(x_i, q_i, z_i) = K_i [h_{1i}(x_i) - h_{2i}(q_i + z_i)] q_i \quad (15)$$

onde:

K_i - constante que engloba aceleração da gravidade, densidade da água, rendimento turbina-gerador e fatores de conversão.

h_{1i} - altura de montante, função do volume do reservatório.

h_{2i} - altura de jusante, função da vazão defluida total.

As alturas de montante (h_1) e jusante (h_2) são dadas por polinômios de até o 4º grau, o primeiro deles em função do volume do reservatório, e o segundo em função da defluência total da usina. Desta forma, a função de geração da usina hidroelétrica é não-linear, como citado no início do capítulo 2.

A equação de balanço dinâmico da água para cada reservatório é dada por:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + y_i(t) + \sum_{K \in \Omega_i} [q_k(t) + z_k(t)] - q_i(t) - z_i(t) \quad (16)$$

onde:

$y_i(t)$ - afluência no reservatório i ;

Ω_i - conjunto de todas as usinas imediatamente a montante da usina i .

Os volumes, turbinagens e vertimento são limitados devido às restrições operativas, controle de cheias, navegação ou outros critérios, sendo dados por:

$$x_{i,min}(t) \leq x_i(t) \leq x_{i,máx}(t) \quad (17)$$

$$q_i(t) \leq q_{i,máx}(t) \quad (18)$$

$$u_{i,min}(t) \leq q_i(t) + z_i(t) \quad (19)$$

onde $u_{i,min}(t)$ representa a defluência total mínima obrigatória.

Além disso os volumes iniciais dos reservatórios são dados e os volumes finais podem ser fixados e/ou penalizados.

Como ferramenta de resolução do problema determinado pelas eqs. 12 a 19, pode-se adotar um algoritmo de otimização não-linear, baseado em técnicas de fluxo

em rede, conforme Anexo, especial e previamente desenvolvido para aplicações em planejamento da operação de sistemas hidroelétricos, onde preserva-se a representação individualizada das usinas [24, 25, 26].

Entretanto, esta abordagem, como outras, mostram imperfeições, maiores ou menores, dependendo do sistema aplicado [14, 15, 22, 23]. Vários autores fizeram estudos comparativos entre as técnicas adotadas analisando as diversas formas de abordagens e mostrando as dificuldades de se abranger todos os aspectos da questão [1, 27, 28, 29]

As técnicas de resolução de otimização tradicionais apresentam dificuldades inerentes aos próprios métodos, como a necessidade de cálculo de derivadas, a inversão de matrizes, problemas de convergência, além de outras dificuldades devido à complexidade da função objetivo, já relacionadas no início do capítulo 2.

Na tentativa de buscar técnicas que forneçam melhores resultados para otimização da operação, principalmente em casos de sistemas complexos e de difícil solução, é apresentada na próxima seção uma nova abordagem baseada em Algoritmos Genéticos.



3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Dentre os vários métodos existentes na literatura, um em particular tem se destacado na solução de Problemas de Otimização: os Algoritmos Genéticos. Esta técnica tem produzido também soluções muito eficazes em problemas combinatórios complexos [30].

Vários trabalhos vêm sendo desenvolvidos com aplicação e utilização de técnicas de Algoritmos Genéticos, as quais são extremamente interessantes como ferramentas de busca e otimização na solução dos mais diferentes tipos de problemas.

Algoritmos Genéticos são algoritmos de busca inspirados na Teoria de Seleção Natural. Eles atuam sobre uma população de indivíduos, baseado no fato de que indivíduos com boas características genéticas têm maiores chances de sobrevivência e de produzirem indivíduos cada vez mais aptos, enquanto indivíduos menos aptos tendem a desaparecer. Os Algoritmos Genéticos trabalham sempre com as áreas mais promissoras do espaço de busca.

Nos AG's, normalmente cada indivíduo da população, chamado cromossomo, corresponde a uma solução para um dado problema. Um mecanismo de reprodução, baseado em processo evolutivo, é aplicado sobre a população atual com o objetivo de explorar o espaço de busca e encontrar melhores soluções para o problema [31].

Toda tarefa de busca ou otimização possui vários componentes, entre eles o espaço de busca, onde são consideradas todas as possibilidades de solução de um determinado problema, e a função de avaliação, ou função de custo, uma maneira de avaliar os membros do espaço de busca. Existem muitos métodos de busca e funções de avaliação [32].

Os métodos e técnicas de busca e otimização tradicionais iniciam-se com um único candidato, que iterativamente é manipulado utilizando-se algumas vezes algoritmos, como é feito, em geral, no Planejamento da Operação. Em muitas outras situações é comum a utilização de heurísticas, normalmente estáticas, diretamente associadas ao problema a ser solucionado [33].

Por outro lado, as técnicas de computação evolucionária operam sobre uma população de candidatos em paralelo. Assim, elas podem fazer a busca em diferentes áreas do espaço de soluções, alocando um número de membros apropriados, para busca em várias regiões. Os AG's diferem dos métodos tradicionais de busca e otimização, principalmente em quatro aspectos [32]:

- a) os Algoritmos Genéticos trabalham com uma codificação do conjunto de parâmetros e não com os próprios parâmetros;
- b) os Algoritmos Genéticos trabalham com uma população e não com um único ponto;
- c) os Algoritmos Genéticos utilizam informação de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar;
- d) os Algoritmos Genéticos utilizam regras de transição probabilísticas e não determinísticas.

Algoritmos Genéticos são muito eficientes para busca de soluções ótimas, ou aproximadamente ótimas, em uma grande variedade de problemas, pois não impõem muitas das limitações encontradas nos métodos de busca tradicionais. Baseiam-se na evolução biológica e são capazes de identificar e explorar fatores ambientais e convergir para soluções ótimas em níveis globais, contornando a ocorrência de ótimos locais [34].

Os AG's baseiam-se inicialmente na geração de uma população formada por um conjunto aleatório de indivíduos que podem ser vistos como possíveis soluções do problema. Durante o processo evolutivo, esta população é avaliada: para cada indivíduo é dado um índice, refletindo sua habilidade de adaptação a determinado ambiente. Uma porcentagem dos mais adaptados é mantida, enquanto os outros são

descartados. Os membros mantidos pela seleção podem sofrer modificações em suas características fundamentais, através de mutações e cruzamentos (crossover) genéticos, gerando descendentes para a próxima geração. Este processo, chamado de reprodução, é repetido até que um conjunto de soluções satisfatórias seja encontrado.

Algoritmos Genéticos se constituem em uma técnica robusta, que pode tratar com sucesso uma larga faixa de problemas, inclusive aqueles que são difíceis de resolver por outros métodos. Eles não garantem uma solução ótima, mas geralmente encontram soluções quase ótimas em um tempo aceitável [35].

3.1 HISTÓRICO

A origem da vida, sempre foi uma grande desafio para o ser humano, não tanto por seus mistérios mas pelo vasto campo de pesquisa que se abre na tentativa de entender os processos que cercam o universo e a sua existência. Com o avanço das pesquisas neste campo, hoje mais do que nunca, aliado à tecnologia que a cada dia se torna mais inovadora, o homem percebe e sente a existência de algo que transcende a concepção trivial de “vida”, tornando-o mais crítico sobre coisas que o cercam. Entretanto, a criação da vida é algo por demais complexo, que envolve não apenas uma sucessão de eventos dentro de uma escala cronológica, mas também muitos outros aspectos teológicos e filosóficos. E, mesmo que a capacidade de compreensão do homem seja muito extensa, a origem da vida em nosso século continua a ser um mistério quase que insondável e inexplicável, ainda que exaustivamente pesquisado [36].

Até meados do século 19, o mundo acreditava que cada espécie havia sido criada separadamente por um ser supremo ou através de geração espontânea. O trabalho do naturalista Carolus Linnaeus, sobre a classificação biológica de organismos, despertou o interesse pela similaridade entre certas espécies, levando a acreditar na existência de uma certa relação entre elas. Outros trabalhos influenciaram os naturalistas em direção à teoria da seleção natural, tais como os de Jean Baptiste Lamarck, que sugeriu uma teoria evolucionária no “uso e desuso” de órgãos e de

Thomas Robert Malthus, que propôs que fatores ambientais, tais como doenças e carência de alimentos, limitavam o crescimento de uma população.

Cronologicamente alguns eventos marcaram o desenvolvimento nesta área, como descritos a seguir:

1833- a teoria da evolução e a computação nasceram praticamente na mesma época. Charles Babbage, um dos fundadores da computação moderna e amigo pessoal de Darwin, desenvolveu sua máquina analítica;

1858- Charles Darwin apresentou sua teoria de evolução através de seleção natural, na mesma época em que o naturalista inglês Alfred Russel Wallace;

1859- Darwin publica “On the Origin of Species by Means of Natural Selection” com a sua teoria completa. Este trabalho influenciou muito o futuro não apenas da Biologia, Botânica e Zoologia, mas de todo o pensamento relacionado à vida;

1900- o trabalho de Gregor Mendel, desenvolvido em 1865, sobre os princípios básicos de herança genética, foi redescoberto pelos cientistas e teve grande influência sobre os futuros trabalhos relacionados à evolução;

Entre 1930 e 1940 a moderna teoria da evolução combina a genética e as idéias de Darwin e Wallace sobre a seleção natural, criando o princípio básico de Genética Populacional: “a variabilidade entre indivíduos em uma população de organismos que se reproduzem sexualmente é produzida pela mutação e pela recombinação genética”. Este princípio foi desenvolvido por biólogos e matemáticos de importantes centros de pesquisas.

Entre 1950 e 1960 muitos biólogos começaram a desenvolver simulações computacionais de sistemas genéticos.

Em 1975 John Holland começou a desenvolver as primeiras pesquisas nesta área. Holland publicou o seu livro *Adaptation in Natural and Artificial Systems*.

Desde então, os Algoritmos Genéticos vêm sendo aplicados com sucesso nos mais diversos problemas de otimização e aprendizado de máquinas [37].

3.2 OPERADORES GENÉTICOS

A aplicação de operadores genéticos tem como objetivo a reprodução de novos indivíduos a partir de indivíduos já existentes. O princípio básico dos operadores é fazer com que a população, através de sucessivas gerações, estenda a busca até chegar a um resultado satisfatório. A grande utilidade destes operadores é fazer com que a população se diversifique e mantenha características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores [38].

Quando trabalha-se com Algoritmos Genéticos para resolução de problemas, o grande desafio está exatamente no uso da codificação, ou qual a melhor maneira de representar o problema, que deve ser colocado na forma de cadeia de bits. Esta cadeia é chamada de genótipo ou cromossomo, e cada bit chamado de gene. O cromossomo pode ser um vetor real, binário ou inteiro.

A aptidão do cromossomo depende do desempenho do fenótipo e é calculada através da função de avaliação. O termo fenótipo é utilizado para o organismo construído a partir das informações do genótipo.

Em problemas de otimização a função objetivo é, ela mesma, a candidata natural ao cargo de função de avaliação, ou função de aptidão. Assim, podemos dizer que a função de avaliação é dependente do problema em particular. Esta função recebe como entrada o cromossomo, genótipo, e faz o cálculo da aptidão, ou grau de adaptação, retornando esta informação.

Um processo de seleção determina quais indivíduos da população podem participar da fase de reprodução. Os indivíduos são selecionados de acordo com uma probabilidade dada pelo seus índices ou notas de aptidão. Assim, os indivíduos com maior adaptação relativa têm maiores chances de participar da reprodução.

A maioria dos métodos de seleção são projetados para escolher preferencialmente indivíduos com maiores notas de aptidão, embora não exclusivamente (em alguns casos é também desejável manter a diversidade da população). Um método de seleção muito utilizado é o Método da Roleta, onde cada indivíduo ocupa, em uma roleta, uma área proporcional ao seu índice de aptidão. Desta forma, aos indivíduos com maior aptidão é associada uma fatia maior da roleta e vice-versa. Para definição da área relativa de cada indivíduo no roleta, a nota de cada indivíduo é normalizada pela eq. 20.

$$nota_j^{normalizada} = \frac{nota_j^{original}}{\sum_{i=1}^P nota_i^{original}} \quad (20)$$

A FIGURA 5 ilustra a definição das áreas da roleta para um conjunto de indivíduos cujas as notas são mostradas na TABELA 2.

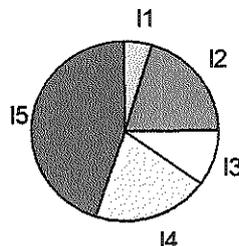


FIGURA 5 - Seleção utilizando o Método da Roleta

TABELA 2 – Notas dos cinco indivíduos de uma população

Indivíduo	Nota original	Nota normalizada
I ₁	0.15	0.05
I ₂	0.6	0.2
I ₃	0.3	0.1
I ₄	0.6	0.2
I ₅	1.35	0.45

Durante a seleção a roleta é girada P vezes, selecionando P indivíduos para participarem da fase de reprodução. Indivíduos com maiores notas, por possuírem áreas maiores, têm uma maior probabilidade de serem selecionados. A utilização do resultado da função de avaliação para escolher os tamanhos das fatias nem sempre é o método mais adequado. Se a função de avaliação atribuir um valor muito alto a um indivíduo então este indivíduo pode monopolizar a seleção, levando a uma convergência prematura dos AG's [37].

Pode ocorrer também de a função de avaliação atribuir valores de aptidão muito próximos para os indivíduos, tornando suas fatias na roleta aproximadamente iguais. Com isto, a seleção pode não favorecer os indivíduos mais aptos. Uma possível solução para estes problemas é a técnica de *Ranking*. Nesta técnica a fatia é definida não pela nota relativa de cada indivíduo, mas pela posição que eles ocupam no *ranking* de todas as notas [35].

Os indivíduos selecionados participam da fase de reprodução, onde podem ser combinados ou modificados, produzindo os indivíduos da próxima geração. O processo de reprodução se dá através de operadores genéticos.

Os principais operadores de reprodução são: crossover e mutação. Para prevenir a eliminação dos melhores indivíduos pela manipulação dos operadores genéticos, estes indivíduos podem ser automaticamente colocados na próxima geração através do operador de elitismo.

O crossover, que é considerado o operador genético predominante, ocorre com uma probabilidade dada pela taxa de cruzamento ($0.6 \leq P_c \leq 1.0$) [30]. Este seleciona indivíduos que irão gerar filhos para a próxima geração. É realizada uma combinação genética, para que haja uma recombinação de características dos pais durante a reprodução, permitindo que as próximas gerações herdem essas características.

Existem vários tipos de recombinação de material genético, onde os genes são compartilhados, conforme apresentado abaixo.

O método tradicional para o crossover, conhecido como crossover de 1 um ponto, ocorre da seguinte forma: um ponto de cruzamento é escolhido e a partir deste ponto as informações genéticas dos pais serão trocadas. As informações anteriores a

este ponto em um dos pais são ligadas às informações posteriores à este ponto no outro pai, como mostrado na FIGURA 6.

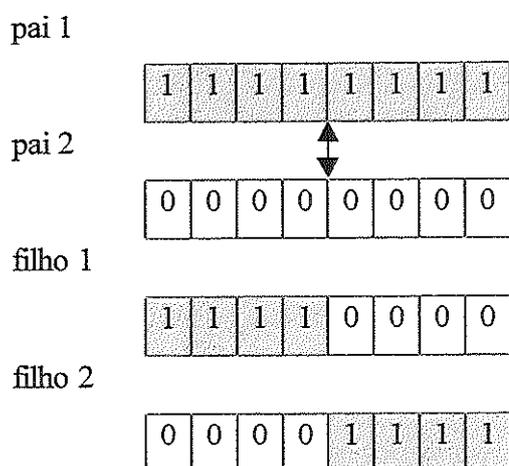


FIGURA 6 - Cruzamento de 1 ponto

No crossover de 2 pontos, ou em crossover de multi-pontos, é realizada a troca de material genético através de mais de um ponto previamente definidos, como apresentado na FIGURA 7.

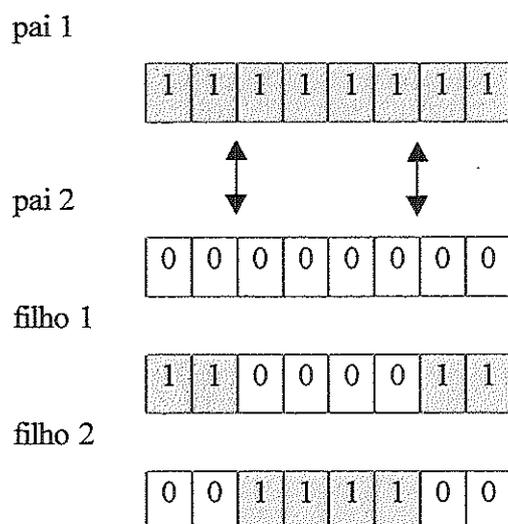


FIGURA 7 - Cruzamento de 2 pontos

Já no crossover uniforme é gerado um indivíduo que é denominado como máscara de bits aleatórios. Se o primeiro bit da máscara é 1, então o primeiro bit do Pai1 é copiado para o primeiro bit do filho1. Caso contrário o primeiro bit do pai2 é copiado. O processo se repete para os bits restantes do filho1. Na geração do segundo filho o processo é invertido. Se é 1, então será copiado o bit do pai2. Se o bit for 0 será copiado o bit do pai1 [30], conforme apresentado na máscara da FIGURA 8.

máscara

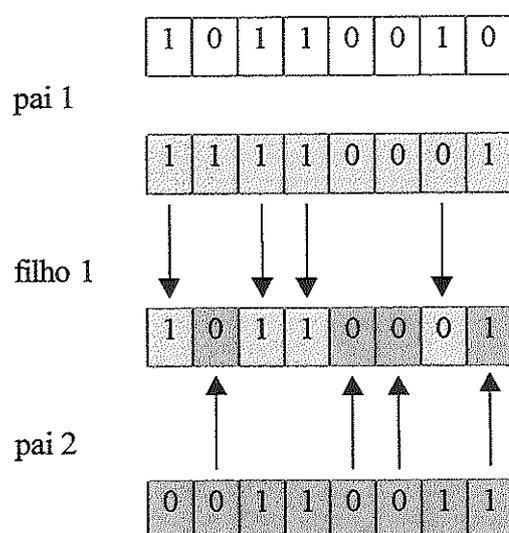


FIGURA 8 - Cruzamento uniforme

O filho contém uma recombinação genética, ou seja, tem características dos dois pais. O número de pontos de troca não será fixado, costuma-se utilizar a metade do comprimento do indivíduo, metade do número de genes, como a quantidade de pontos que serão trocados entre os pais na criação do indivíduo [30].

O crossover, dentre todos os operadores genéticos, é o mais importante para a exploração rápida do espaço de busca.

A utilização do operador de mutação tem como objetivo a introdução e manutenção da diversidade genética da população, podendo alterar um ou mais genes de um indivíduo, como é ilustrado na FIGURA 9. Assim, há a introdução de um novo indivíduo na população, podendo com isso evitar que a função permaneça em mínimos locais. O operador de mutação é aplicado aos indivíduos com uma

probabilidade dada pela taxa de mutação ($0.001 \leq P_m \leq 0.1$). Geralmente utiliza-se uma taxa de mutação pequena pois este operador é considerado secundário. A tendência é que se o cromossomo contém valores que estão próximos do ponto máximo de uma função, ele pode rapidamente atingir o topo quando é adicionado ou subtraído dele uma pequena quantidade [39].

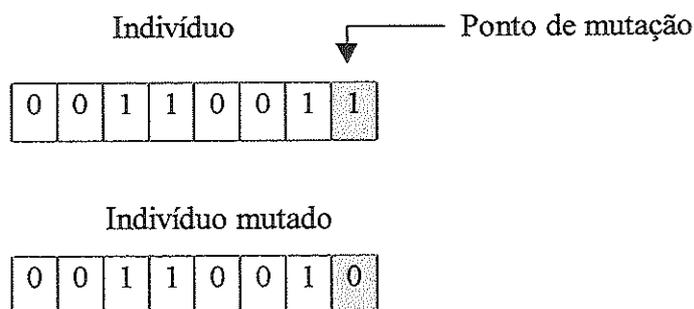


FIGURA 9 - Exemplo de mutação

Quando aplicam-se os operadores genéticos toda a população será substituída por uma nova população, e isso ocorre a cada nova geração. Então, corre-se o risco de perder um indivíduo de alta aptidão, podendo este não ser criado nas gerações sucessivas. Para que isto não ocorra, aplica-se a técnica de elitismo, que têm como função copiar os melhores indivíduos de uma geração para a próxima geração. Por exemplo, copiar os dois melhores indivíduos para a próxima geração conforme mostrado na FIGURA 10. O elitismo geralmente melhora o desempenho do Algoritmo Genético.

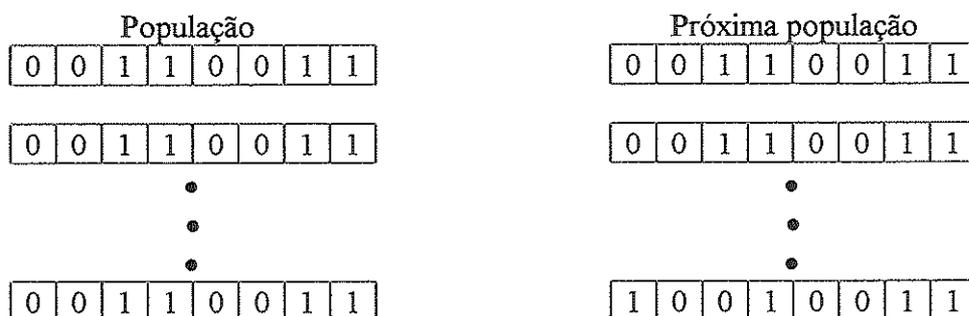


FIGURA 10 - Exemplo de elitismo.

4 ALGORITMOS GENÉTICOS NO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO

Para desenvolvimento e aplicação do algoritmo proposto para a solução do problema do Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência foi necessária uma preparação e adaptação do problema às condições encontradas nos AG's. Este foi o ponto básico da pesquisa, já que dele dependia o sucesso da proposta.

Uma grande preocupação nesta preparação e adaptação foi a de respeitar as características físicas do problema original, tentando sempre enxergar a relação entre o real e o comportamento do algoritmo.

4.1 ALGORITMO PROPOSTO

No intuito de tornar bem claro o uso da técnica no problema em questão optou-se por apresentar uma aplicação a uma usina real, partindo desde os dados básicos, da usina e das aflúncias, e desenvolvendo de forma detalhada as etapas do processo.

Assim, descreve-se a seguir o exemplo onde foi utilizada a Usina Hidroelétrica de Emborcação, pertencente ao Sistema Brasileiro. Nas TABELAS 3 e 4 mostram-se os dados da usina utilizada na otimização.

Na FIGURA 11 apresenta-se uma visão global do algoritmo proposto, através de um fluxograma, com os passos utilizados para determinar o volume ótimo da usina, usando a técnica de Algoritmos Genéticos.

TABELA 3 - Dados para resolução do problema proposto

	Potência Instalada [MW]	Volume [hm ³]			Turbinagem [hm ³ /mês]		Taxa de juros[%]	Período de planejamento
		Mínimo	Máximo	Útil	Mínimo	Máximo		
Emborcação	1200	4669.0	17190.0	12521.0	202.4	2754.1	10	1 ano

TABELA 4 - Dados de demanda e afluência para resolução do problema proposto

	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr
Coefficiente de demanda	0.991	1.008	1.030	1.037	1.034	1.047	1.025	1.021	0.923	0.947	0.969	0.968
Afluência MLT (hm ³ /mês)	1069.6	817.3	646.5	501.9	425.7	546.6	943.4	1700.3	2333.6	2409.8	2246.9	1666.1

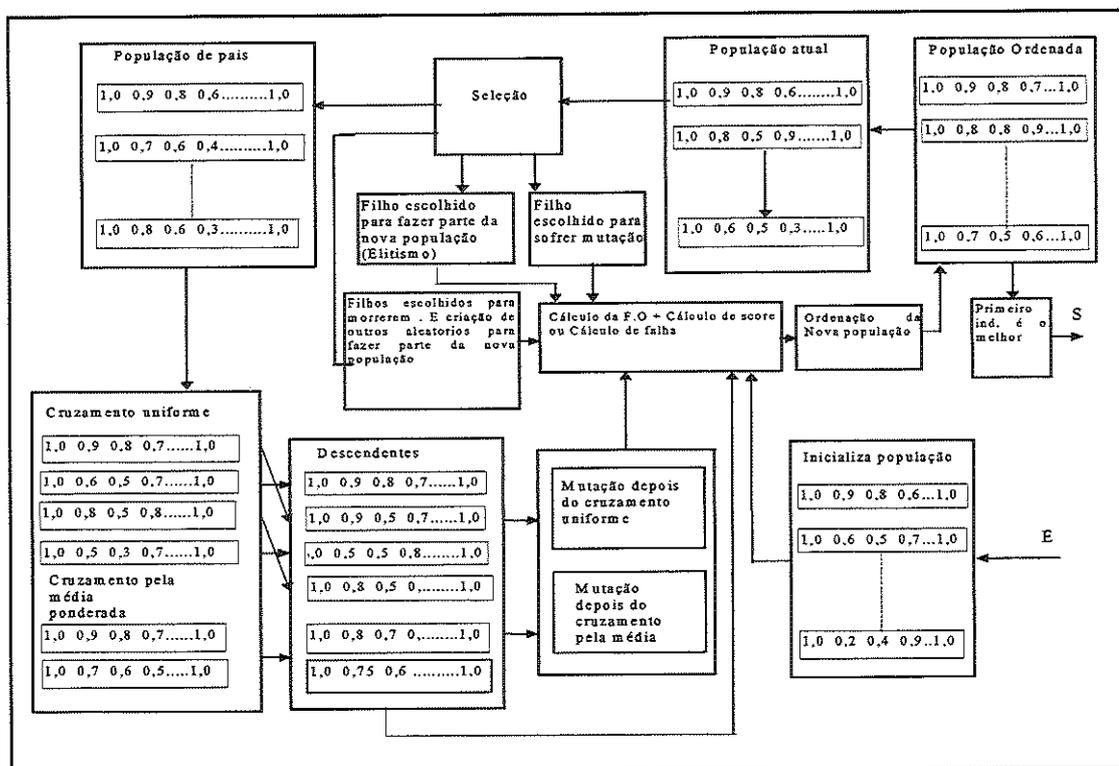


FIGURA 11 - Algoritmo proposto

O fluxograma mostra desde a entrada do algoritmo, com as aplicações dos operadores genéticos, cálculos das aptidões e formação de novas populações. A

descrição detalhada dos procedimentos, com exemplos numéricos, é apresentada a seguir.

CODIFICAÇÃO DO PROBLEMA: devido a já explicada complexidade do problema, sua codificação tem que ser cuidadosa para se adequar convenientemente às características específicas.

Para uma melhor representação do problema adotam-se valores reais, e não binários como é usual.

POPULAÇÃO INICIAL: a população inicial é encontrada, obtendo-se para cada indivíduo valores reais aleatórios [40], onde cada gene representa o volume, em porcentagem, em cada mês do período de planejamento, conforme FIGURA 12.

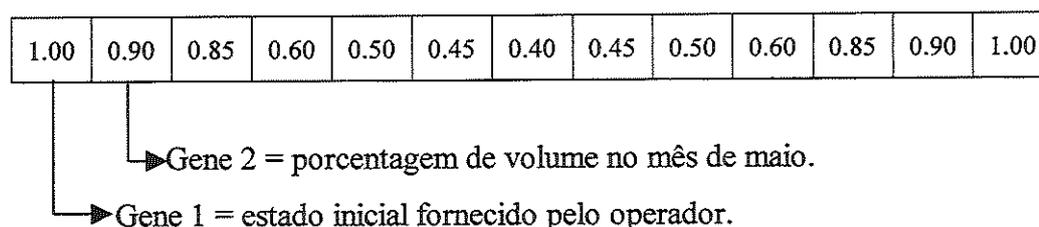


FIGURA 12 - Indivíduo

Esta representação reflete a realidade do reservatório, nos quais o *i*-ésimo elemento de um indivíduo representa o *i*-ésimo volume, ou melhor dizendo, o volume no período *i* do planejamento, que é dado em meses.

Sabendo que:

$$\text{Volume máximo} = 17190.0$$

$$\text{Volume mínimo} = 4669.0$$

$$V_{\%} = \text{valor do gene}$$

Pode-se calcular o volume real que os genes 1 e 2 representam:

$$V_1 = V_{\text{Mín}} + (V_{\text{Máx}} - V_{\text{Mín}}) * V_{\%}$$

$$V_2 = V_{\text{Mín}} + (V_{\text{Máx}} - V_{\text{Mín}}) * V_{\%}$$

$$\begin{array}{ll}
 V_1 = 4669.0 + (17190.0 - 4669.0) * 1.00 & V_2 = 4669.0 + (17190.0 - 4669.0) * 0.90 \\
 V_1 = 4669.0 + (12521) * 1.00 & V_2 = 4669.0 + (12521.0) * 0.90 \\
 V_1 = 17190 & V_2 = 15937.90
 \end{array}$$

Desta maneira determina-se o volume real de todos os indivíduos da população.

O tamanho da população afeta diretamente o desempenho global e a eficiência dos AG's. Com uma população pequena, o desempenho pode cair, pois deste modo a população pode cobrir apenas uma pequena parte do espaço de busca. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de prevenir convergências prematuras para soluções locais ao invés de globais.

No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um longo período de tempo [37]. Portanto, deve-se tomar cuidado para não se cair em nenhum dos dois extremos, sendo para isto necessária uma investigação em cada caso, em cada problema.

FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO: ou função de custo, está relacionada à minimização ou maximização do valor esperado da função objetivo do problema, como por exemplo, dos custos operativos no período de planejamento. É uma maneira de avaliar os membros do espaço de busca.

É considerada também a adaptação do indivíduo, onde a cada restrição satisfeita do problema é dado a ele um ponto. O mais pontuado e o que apresentar o menor custo, será considerado mais apto, sendo adotadas as restrições do problema definidas na formulação matemática.

Outra opção para verificar a adaptação do indivíduo, seria a soma das falhas, onde considera-se a distância entre o valor da restrição não atendida até o mínimo valor que esta restrição aceita. Quanto menor for esta somatória e menor o custo, mais apto será o indivíduo.

ORDENAÇÃO DA POPULAÇÃO : o algoritmo proposto classifica a população calculando o custo de todos os indivíduos e depois ordenando-os conforme o objetivo do problema. No exemplo mencionado, o objetivo será o de minimizar o custo, então a população será ordenada do menor para o maior custo.

SELEÇÃO: é feita a seleção para determinar em quais e em quantos indivíduos serão aplicados os diversos tipos de operadores genéticos utilizados, conforme TABELA 5.

Lembrando que os dados contidos na TABELA 5 não são fixos, estes foram utilizados como dados de entrada para resolver o problema de uma usina. Cada problema exige uma determinação de parâmetros que podem ou não ser iguais a de um caso já determinado. Isso só vai ser definido depois de alguns testes de desempenho.

Observe que os valores de taxas de seleção, taxa de cruzamento, taxa de mutação e quantos indivíduos sofrerão aplicação de cada tipo de operador genético, estão definidos em um arquivo de entrada. As taxas serão utilizadas para direcionar o sorteio, privilegiando os indivíduos que ocupam as primeiras posições dentro da população.

TABELA 5 - Dados utilizados na seleção da população

Tamanho da população	38	taxa_de_seleção	0.1
Elitismo	4	taxa_de_cruzamento_médio	0.1
Cruzamento uniforme	10	taxa_de_cruzamento_uniforme	0.1
Cruzamento uniforme + mutação	5	Mutação	5
Cruzamento médio	8	Nº de pontos de mutação	1
Cruzamento médio + mutação	4	taxa_de_mutação	0.1

Utiliza-se uma roleta ponderada, inspirada no método do mesmo nome, na aplicação de operadores genéticos de cruzamento. Para um melhor entendimento,

descreve-se abaixo, de maneira sucinta, o funcionamento da roleta simples, visando assim explicar a idéia adotada nesta etapa.

Na roleta o ponto de corte é obtido da seguinte maneira:

$$\text{corte} = \text{posição do pai2} = \text{pai2} + 1 \quad (21)$$

Sorteia-se um número n , entre 0 e posição do pai1 + posição do pai2.

$$n = \text{random}(\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1) \quad (22)$$

se $n < \text{corte}$, escolhe pai1,

senão, escolhe pai2.

Utilizando a roleta simples, o grau que privilegia os indivíduos nas melhores posições é de taxa fixa. Dependendo do problema, haverá melhor resultado se tiver graus diferentes de privilégios.

Então pode-se pensar, para pai1 e pai2, da seguinte maneira: atribui-se mais oportunidade a um ou ao outro indivíduo, dando às suas posições graus de privilégios diferentes. Adota-se um valor entre essas duas posições, que é calculado pela média, ponderada pelos graus de privilégios. Então trabalha-se com uma roleta ponderada, a qual será mais flexível que a roleta simples.

Na roleta pela posição ponderada:

$$\text{corte} = \text{taxa} * (\text{pai} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1) \quad (23)$$

Sorteia-se um número n entre 0 e posição do pai1 + posição do pai2.

$$n = \text{random}(\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1)$$

se $n < \text{corte}$, escolhe pai1,

senão, escolhe pai2.

APLICAÇÃO DE OPERADORES GENÉTICOS:

- **ELITISMO:** para garantir que os melhores indivíduos não sejam perdidos de uma geração para a outra, aplica-se o elitismo. Isto garante que, por exemplo, os 4 primeiros indivíduos passem para a próxima geração, preservando suas características.

- **CRUZAMENTO UNIFORME:** quando aplica-se o cruzamento uniforme há a necessidade de ser determinado de qual dos pais serão copiadas as características para criação do filho.

Como já dito anteriormente, utiliza-se o método da roleta ponderada pelas posições. As taxas de cruzamento adotada podem ter valores diferentes, segundo a TABELA 6. Conforme a taxa adotada, será dado ao filho a oportunidade de ter mais características do melhor pai. Para permitir que isso ocorra de forma bem aleatória nada impede que o novo descendente tenha características dos dois pais na mesma proporção.

TABELA 6 - Taxa de seleção

	Valores
taxa de aumento da probabilidade de sorteio de indivíduos nas melhores posições	< 0.5
taxa de probabilidade de sorteio de indivíduos de forma uniforme na população	= 0.5
taxa de aumento da probabilidade de sorteio de indivíduos nas piores posições	> 0.5

Exemplo:

Supondo que sejam sorteados dois indivíduos para sofrer cruzamento uniforme: $pa1 = 4$ e $pa2 = 7$, a posição deles na população é $pa1 + 1$ e $pa2 + 1$.

Calcula-se um número entre $pa1$ e $pa2$, fazendo-se a média ponderada entre esse dois pontos, sendo que taxa $\in [0,1]$, conforme TABELA 6. O número obtido, que será chamado de corte, vai ser utilizado para definir de qual dos pais serão copiadas as características para formação do filho, conforme FIGURA 13.

Será sorteado um número “n”, entre zero e $\Sigma_{\text{posições}}$, como calculado abaixo:

$$\begin{aligned} n &= \text{random}(\Sigma_{\text{posições}}) = \text{random}(pa1 + 1 + pa2 + 1) \\ &= \text{random}(4 + 1 + 7 + 1) \\ &= \text{random}(13) \end{aligned}$$

Os valores sorteados aleatoriamente estão mostrados na TABELA 7.

Calcula-se o valor do corte para 3 tipos de taxas diferentes, apenas para que se possa observar que com uma taxa menor é dada mais oportunidade aos indivíduos que ocupam as primeiras posições.

Cálculo do corte:

$$\begin{aligned} \text{taxa} &= 0.1 \\ \text{corte} &= \text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1) \\ \text{corte} &= 0.1 * (4 + 1) + (1 - 0.1) * (7 + 1) \\ \text{corte} &= 0.1 * 5 + 0.9 * 8 \\ \text{corte} &= 7.7 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{taxa} &= 0.5 \\ \text{corte} &= \text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1) \\ \text{corte} &= 0.5 * (4 + 1) + (1 - 0.5) * (7 + 1) \\ \text{corte} &= 0.5 * 5 + 0.5 * 8 \\ \text{corte} &= 6.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{taxa} &= 0.9 \\ \text{corte} &= \text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1) \\ \text{corte} &= 0.9 * (4 + 1) + (1 - 0.9) * (7 + 1) \\ \text{corte} &= 0.9 * 5 + 0.1 * 8 \\ \text{corte} &= 5.3 \end{aligned}$$

Para a criação do indivíduo será utilizado uma taxa = 0.1. A chance de se sortear um valor entre $[0, (\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1)]$ é mostrada na TABELA 7.

Onde: se $n < \text{corte}$, escolhe pai1,
senão, escolhe pai2.

TABELA 7 - Dados necessários para formação de um indivíduo através de cruzamento uniforme

Gene	Valor sorteado		α	Pai	Gene	Valor sorteado		α	Pai
0	3.0	<	7.7	1	7	0	<	7.7	1
1	9.0	>	7.7	2	8	10	>	7.7	2
2	2.0	<	7.7	1	9	7.0	<	7.7	1
3	1.0	<	7.7	1	10	12	>	7.7	2
4	5.0	<	7.7	1	11	4.0	<	7.7	1
5	8.0	>	7.7	2	12	11	>	7.7	2
6	6.0	<	7.7	1					

Pode-se observar no exemplo, que utilizando uma taxa = 0.1, o indivíduo recebeu mais características do pai1, como mostrado na FIGURA 13. Mas pode acontecer, como já citado anteriormente, que o indivíduo tenha a mesma proporção

ou até mais características do pai2, pois trata-se de um algoritmo aleatório. Só que, quanto maior o valor do corte, as chances de sortear um número “n” maior que ele diminuem.

pai1

1.00	0.92	0.85	0.74	0.60	0.50	0.45	0.50	0.60	0.74	0.85	0.92	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

Filho

1.00	0.90	0.85	0.74	0.60	0.49	0.45	0.50	0.59	0.74	0.82	0.91	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

pai2

1.00	0.90	0.82	0.71	0.59	0.49	0.34	0.49	0.59	0.71	0.82	0.90	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

FIGURA 13 - Cruzamento uniforme proposto

- **CRUZAMENTO MÉDIO:** a idéia de se aplicar um cruzamento baseado na média surgiu com o objetivo de obter um indivíduo que tivesse características dos dois pais e não apenas de um.

Por exemplo, no caso de cruzamento racial, entre um branco e um negro, o descendente deste cruzamento poderá ser um branco, um negro ou um mulato. Em outras palavras, o descendente poderá se situar em qualquer posição entre os extremos, não havendo uma raça, ou característica, previamente definida. Portanto, espera-se que quando o gene representar características contínuas, em que não há interrupção, o filho poderá ter qualquer característica entre os dois valores dos pais

Logo, no caso em que utiliza-se gene real, codificando característica continua como um gene, o crossover onde o filho herda característica intermediária dos pais, será bem sucedido.

Quando aplica-se o cruzamento médio, há a necessidade de se determinar o valor obtido da soma das características do casal escolhido para criar um descendente, como já exposto acima. Pode-se aplicar a média ponderada entre as características dos dois pais.

Portanto, este trabalho propõe uma maneira de calcular a média de forma a beneficiar os indivíduos que ocupem as melhores posições, ou seja, a melhor característica de um indivíduo pode estar próxima a um valor do melhor pai.

Conforme a taxa, adota-se uma distribuição, que proporciona ao filho obter características próximas do melhor indivíduo.

Exemplo:

Supondo que sejam sorteados dois indivíduos para sofrer cruzamento médio $pa_{i1} = 19$ e $pa_{i2} = 22$, visto na FIGURA 14.

O gene do filho será obtido através da média ponderada entre os dois pais, conforme eq. 21.

$$\text{gene } 1 = T * \text{gene } 1_{p1} + (1-T) * \text{gene } 1_{p2} \quad (24)$$

onde “T” será calculado pela seguinte função:

$$T = \text{BiasRand} (a) \quad (25)$$

$\text{BiasRand} (a) \Rightarrow$ Será devolvido um valor para T entre 0 e 1 segundo o valor de “a”. Se o valor da “a” for menor que 0.5, a probabilidade de se sortear um número próximo de zero é maior. Se for igual a 0.5, a probabilidade de sortear um número entre de 0 ou 1 é uniforme. Finalmente se o valor for maior que 0.5, a probabilidade de sortear um valor próximo de 1 é maior [41].

Diante da necessidade de obter um valor para “a” que pudesse ser usado como uma taxa, ou seja $\in [0,1]$, calcula-se o valor de “a” através da média ponderada entre as posições que os pais ocupam na população, $pa_{i1}+1$ e $pa_{i2}+1$, dividida pelo somatório dessas duas posições. Assim, pretende-se relacionar a participação do gene de acordo com a sua chance na roleta, tomando “a” como a probabilidade de ser sorteado na roleta ponderada:



$$\text{taxa} = 0.1$$

$$a = (\text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1)) / (\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1)$$

$$a = 0.1 * (19 + 1) + (1 - 0.1) * (22 + 1) / (19 + 22 + 2)$$

$$a = (2 + ((0.9 * 23))) / 43$$

$$a = (2 + 20.7) / 43$$

$$a = 0.53$$

$$\text{taxa} = 0.5$$

$$a = (\text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1)) / (\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1)$$

$$a = 0.5 * (19 + 1) + (1 - 0.5) * (22 + 1) / (19 + 22 + 2)$$

$$a = (10 + ((0.5 * 23))) / 43$$

$$a = (10 + 11.5) / 43$$

$$a = 0.5$$

$$\text{taxa} = 0.9$$

$$a = (\text{taxa} * (\text{pai1} + 1) + (1 - \text{taxa}) * (\text{pai2} + 1)) / (\text{pai1} + 1 + \text{pai2} + 1)$$

$$a = 0.9 * (19 + 1) + (1 - 0.9) * (22 + 1) / (19 + 22 + 2)$$

$$a = (18 + ((0.1 * 23))) / 43$$

$$a = (18 + 2.3) / 43$$

$$a = 0.47$$

De acordo com o valor de “a” obtemos “T”. Agora será calculado o novo valor do gene, fazendo a média ponderada entre os valores dos genes dos pais escolhidos para criarem filhos por cruzamento médio, como já mencionado anteriormente, da seguinte maneira:

$$a = 0.57$$

$$T = 0.8$$

$$\text{gene} = T * \text{gene } 1_{p1} + (1 - T) * \text{gene } 1_{p2}$$

$$\text{gene} = 0.8 * 0.90 + (1 - 0.8) * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.72 + 0.2 * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.72 + 0.15$$

$$\text{gene} = 0.87$$

$$a = 0.5$$

$$T = 0.5$$

$$\text{gene} = T * \text{gene } 1_{p1} + (1 - T) * \text{gene } 1_{p2}$$

$$\text{gene} = 0.5 * 0.90 + (1 - 0.5) * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.45 + 0.5 * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.45 + 0.375$$

$$\text{gene} = 0.825$$

$$a = 0.47$$

$$T = 0.2$$

$$\text{gene} = T * \text{gene } 1_{p1} + (1-T) * \text{gene } 1_{p2}$$

$$\text{gene} = 0.2 * 0.90 + (1 - 0.2) * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.18 + 0.5 * 0.75$$

$$\text{gene} = 0.18 + 0.60$$

$$\text{gene} = 0.78$$

pai1

1.00	0.90	0.85	0.74	0.60	0.49	0.45	0.50	0.59	0.74	0.82	0.91	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

pai2

1.00	0.75	0.65	0.64	0.50	0.49	0.45	0.49	0.50	0.64	0.65	0.75	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

Filho

1.00	0.87	0.81	0.72	0.58	0.49	0.45	0.50	0.57	0.72	0.78	0.87	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

FIGURA 14 - Cruzamento médio proposto

- **MUTAÇÃO:** com o objetivo de manter a diversidade da população o operador genético de mutação será aplicado em alguns descendentes criados através de cruzamento uniforme, cruzamento médio e em alguns que não sofreram aplicação de nenhum tipo de cruzamento.

Trabalhando com características contínuas, há a necessidade de uma adaptação do operador de mutação. O binário muda de 0 para 1 ou vice-versa. No problema proposto, isso não será viável. Portanto, adota-se um maneira de mutar os indivíduos de uma forma não brusca, ou seja, não podemos mudar o volume do reservatório de 90% para 45%. Porém, pode-se pensar em uma maneira de conseguir que o novo valor do gene mutado esteja próximo do gene original.

Primeiramente, o número de pontos de mutação será considerado como sendo um dado de entrada, conforme TABELA 5. Entretanto, quando da aplicação deste operador genético, é feito um sorteio no intervalo de 0 (zero) ao número de pontos de mutação determinado, ou seja, não necessariamente será modificada a quantidade de pontos pré-determinada.

Após sorteada a quantidade de pontos que serão modificados, faz-se uma lista com cada posição sorteada para sofrer mutação, evitando que um mesmo ponto seja escolhido mais de uma vez.

Exemplo:

Supondo que o 25° indivíduo foi escolhido para sofrer mutação.

1.00	0.90	0.80	0.70	0.60	0.50	0.60	0.70	0.75	0.80	0.90	0.95	1.00
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

FIGURA 15 – Indivíduo escolhido para ser mutado

Determina-se, por sorteio, a quantos pontos de um indivíduo será aplicada a mutação. Supondo que o número de pontos determinado é igual a 5, faz-se:

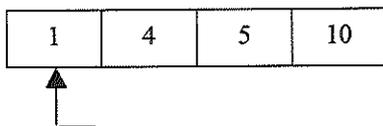
1° passo: Sortear um número que está no intervalo de (0 a 5) . Supondo que o número sorteado seja igual a 4;

2° passo: Montar uma lista com pontos a serem mutados. Sabendo que esta lista deverá conter a informação das posições a serem alteradas.

a) Sorteia-se qualquer posição do indivíduo: A posição 1 foi sorteada. Esta posição não entra mais no sorteio das próximas posições.

b) Sorteia-se qualquer posição do indivíduo: A posição 4 foi sorteada. Esta posição corresponde a posição 5 no indivíduo, pois a posição anteriormente sorteada não conta mais.

- c) Sorteia-se qualquer posição do indivíduo: A posição 3 foi sorteada. Esta posição corresponde a posição 4 no indivíduo.
- d) Sorteia-se qualquer posição do indivíduo: A posição 7 foi sorteada. Esta posição corresponde a posição 10 no indivíduo.



Lista com as posições a serem alteradas, em ordem.

3º passo: Obter os valores novos para cada posição sorteada.

- a) Para a primeira posição sorteia-se um valor próximo do valor original 0.9, com uma taxa de mutação = 0.1. Com esta taxa de mutação o valor sorteado pode ser qualquer número próximo do valor original do gene, segundo a função CGainRand, definida a seguir. Aplicada a função, o valor do novo gene passa a ser 0.92. Repete-se o procedimento para as demais posições, usando:

$$\text{gene}_{\text{novo}} = \text{CGainRand}(\text{gene}, \text{taxa}) \quad (26)$$

CGainRand ((), taxa) ⇒ Será devolvido um valor para $\text{gene}_{\text{novo}}$ entre 0 e 1 segundo a taxa escolhida. Se o valor da taxa for menor que 0.5, a probabilidade de se sortear um número próximo do valor do gene escolhido para ser mutado é maior. Se for igual a 0.5, a probabilidade é igual para um valor entre de 0 e 1. Finalmente se o valor for maior que 0.5, a probabilidade de sortear um valor próximo do valor do gene escolhido para ser mutado é pequena [41]

- b) Para posição 4 o novo valor será de 0.65.
- c) Para a posição 5 o novo valor será de 0.51.
- d) Para a posição 10 o novo valor será de 0.91.

4º passo: Finalmente têm-se o novo indivíduo:

1.00	0.92	0.80	0.70	0.65	0.51	0.60	0.70	0.75	0.80	0.91	1.00
------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

FIGURA 16 – Indivíduo mutado

OBSERVAÇÃO: como a aplicação foi feita em um problema complexo e de grande porte, para evitar que o algoritmo demore para convergir, a partir do momento em que temos um indivíduo que atenda a todas as restrições, é feita uma verificação a cada 100 iterações. Então, para os indivíduos com os mesmos valores de genes, isto é, indivíduos idênticos, somente um é mantido na população, enquanto os outros são descartados e criados novos indivíduos aleatoriamente para ocupar seus lugares na próxima população.

APLICAÇÕES NO SISTEMA BRASILEIRO

O algoritmo proposto foi aplicado em vários testes com usinas hidrelétricas pertencentes ao Sistema Sudeste Brasileiro, conforme FIGURA 17, com dados reais, em algumas condições operativas, procurando reproduzir as mesmas situações encontradas nos estudos e ações do Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, visando determinar o cronograma ótimo de operação. Nestes testes variaram-se o número e a configuração das usinas envolvidas, como também algumas condições operativas e o regime de afluentes. São testes exploratórios com o objetivo de se verificar a viabilidade de aplicações, na prática, do método desenvolvido.

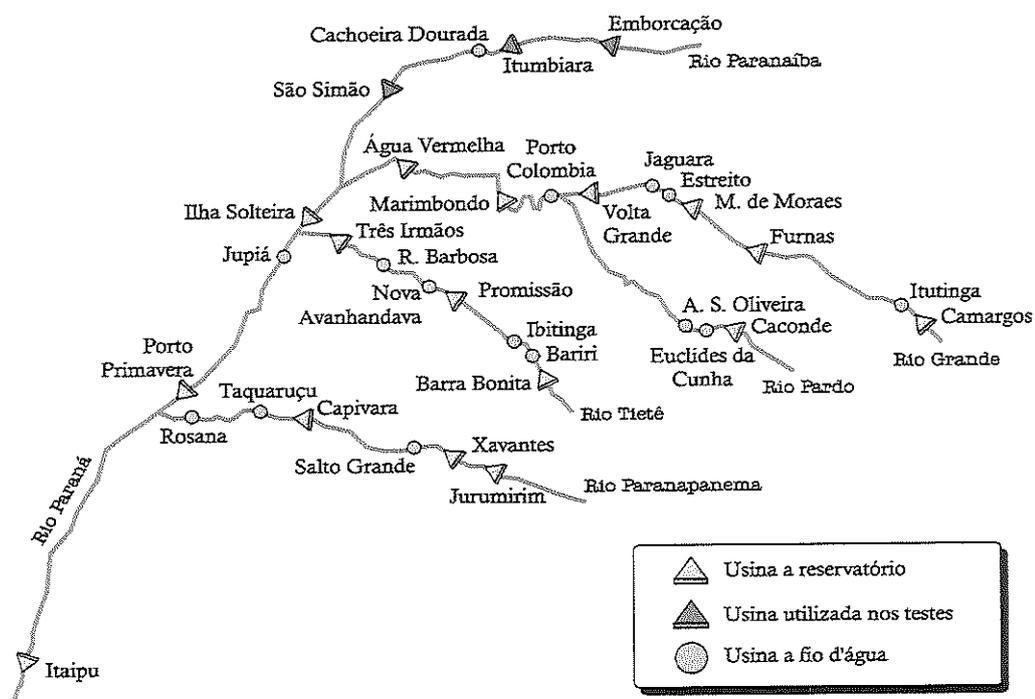


FIGURA 17 - Parte do Sistema Sudeste Brasileiro

Os resultados foram comparados com outros obtidos por um algoritmo que utiliza a técnica tradicional de otimização não-linear, anteriormente citado. Este algoritmo, que utiliza fluxo em rede, já foi bastante trabalhado e testado, e teve seus resultados utilizados como parâmetros de análise [5, 10, 24].

Adotou-se como início de todos os períodos o mês de maio, início do período seco, e como final o mês de abril, final do período de afluência mais elevadas, coincidindo portanto com o ano hidrológico. As afluências em todo os testes foram retiradas do arquivo de vazões do Sistema Brasileiro.

Para realização dos testes utilizaram-se micro computadores Pentium II, 266MHz, 64 Mbytes de memória RAM, trabalhando com sistema operacional Windows NT 4.0.

5.1 UMA USINA ISOLADA

A determinação do comportamento ótimo do reservatório de uma usina isolada é mostrada a seguir, tomando-se como exemplo a Usina de Hidroelétrica de Emborcação. Das FIGURAS 18 à 21 pode-se observar o comportamento do reservatório quando utilizamos vazões afluentes iguais a 80% da Média de Longo Termo (MLT), com volume inicial e final em 100% do volume útil, um horizonte de planejamento de 24 meses, com demanda variando sazonalmente ao longo de cada ano, e valor médio igual a 900 MW.

Na TABELA 8 apresentam-se dados da usina utilizados na otimização, onde os coeficientes a_i , $i = 0, \dots, 4$ pertencem ao polinômio cota de montante x volume e os coeficientes b_i , $i = 0, \dots, 4$ pertencem ao polinômio cota de jusante x vazão defluida. As vazões afluentes encontram-se na TABELA 4.

TABELA 8 - Dados da Usina Hidroelétrica de Emborcação

a_0	0.57999E+03
b_0	0.51989E+03
a_1	0.93102E+01
b_1	0.36024E-02
a_2	0.40457E+00
b_2	0.59177E-06
a_3	0.75928E-02
b_3	0.00000E+00
a_4	0.00000E+00
b_4	0.00000E+00

5.1.1 Com taxa de desconto

No caso teste 1 foi considerada a influência da taxa de desconto, em 10% ao ano. Esta influência afeta a operação diminuindo os níveis dos reservatórios, já que a geração térmica é adiada para o final do período.

Pela FIGURA 18 têm-se o comportamento ótimo do reservatório da Usina Hidroelétrica de Emborcação, obtido a partir das técnicas de PNL e de AG's. Os resultados são praticamente iguais. Estes indicam que a operação ótima determina um ciclo de operação anual para o reservatório, onde o mesmo varia o volume de água armazenada a fim de equilibrar e amortecer as variações de demanda e das afluências.

Sabendo que o custo de operação é dado por uma função com crescimento exponencial, há uma tendência a que, quanto mais uniforme for definida a complementação térmica, menor será o custo de operação. Esta particularidade é absorvida pelos AG's, tal qual a PNL, conforme observado na FIGURA 19.

Na TABELA 9 apresentam-se os valores de custo de operação obtidos pelas duas técnicas, onde pode-se observar o desempenho dos AG's, com uma diferença percentual para melhor, tomando o PNL como parâmetro, de 2,93%. Deve-se ressaltar que os valores não foram transformados para nenhuma moeda, estando em MWh, já que interessa somente a comparação entre eles.

TABELA 9 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto

	VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (CUSTO DE OPERAÇÃO)
PNL	942380,000000
AG's	914773,349800
Diferença [%] - Melhor	2,93

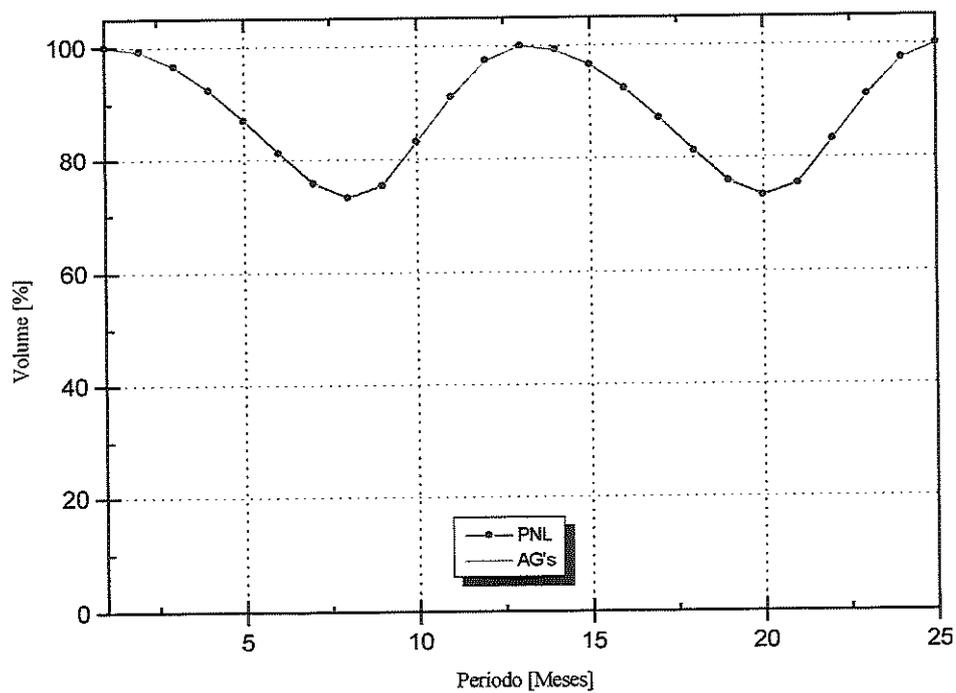


FIGURA 18 - Trajetórias ótimas de volume para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto

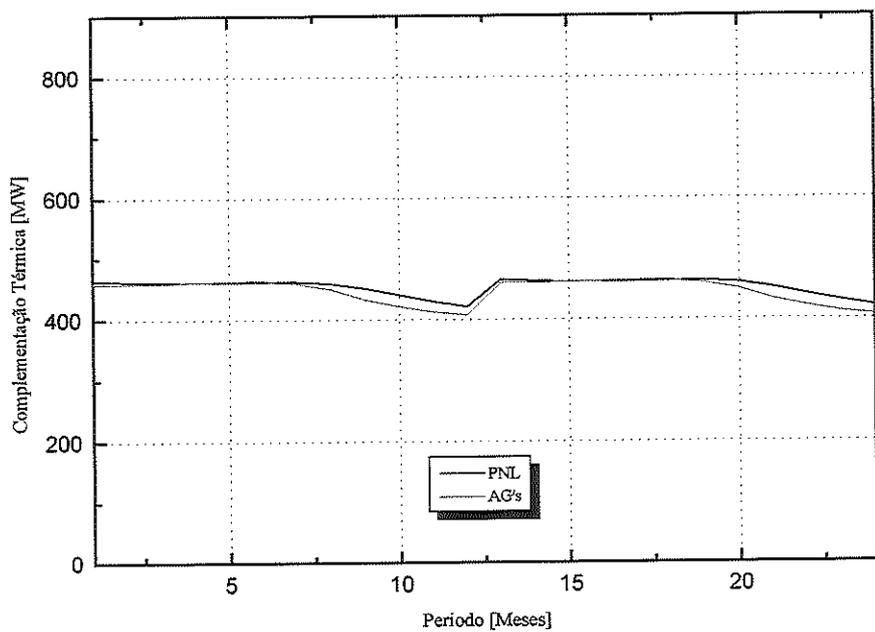


FIGURA 19 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT, com taxa de desconto

5.1.2 Sem taxa de desconto

Na FIGURA 20, pode-se observar o comportamento ótimo do reservatório sem influência de taxa de desconto.

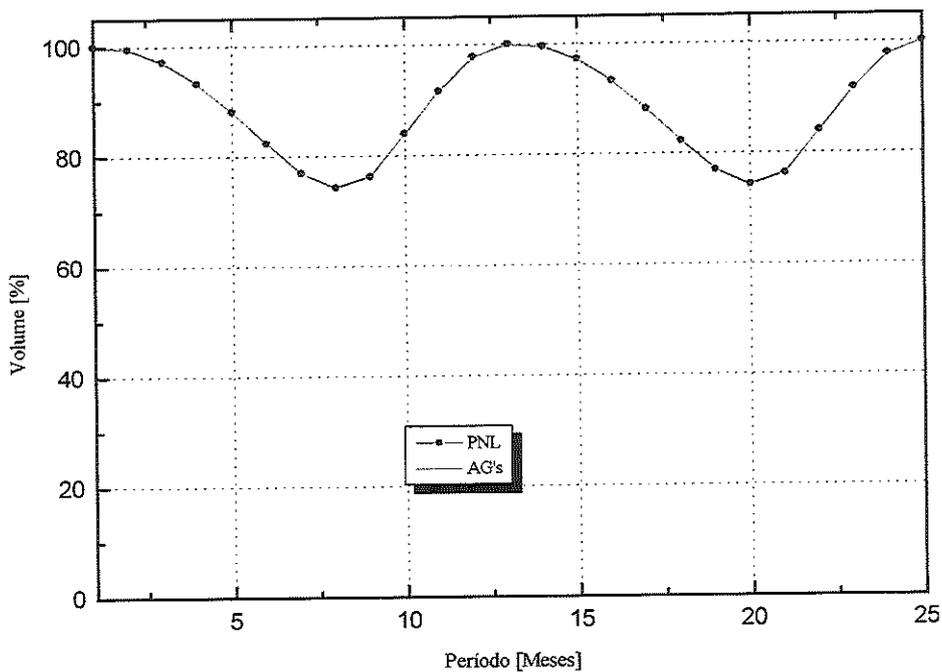


FIGURA 20 - Trajetórias ótimas de volume para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, sem taxa de desconto

Neste caso o reservatório vai deplecionar menos obrigando a uma maior complementação térmica no início do horizonte de planejamento, como observado na FIGURA 21. Com isto, o custo de operação será maior, conforme quantificado na TABELA 10, onde novamente tem-se uma diferença percentual entre os AG's e o algoritmo de PNL, com um ganho dos AG's de 3,0%.

Observa-se em ambos os casos o padrão típico de comportamento ótimo dos reservatórios quando submetidos à MLT, com trajetórias bem definidas e repetição do padrão no segundo ano.

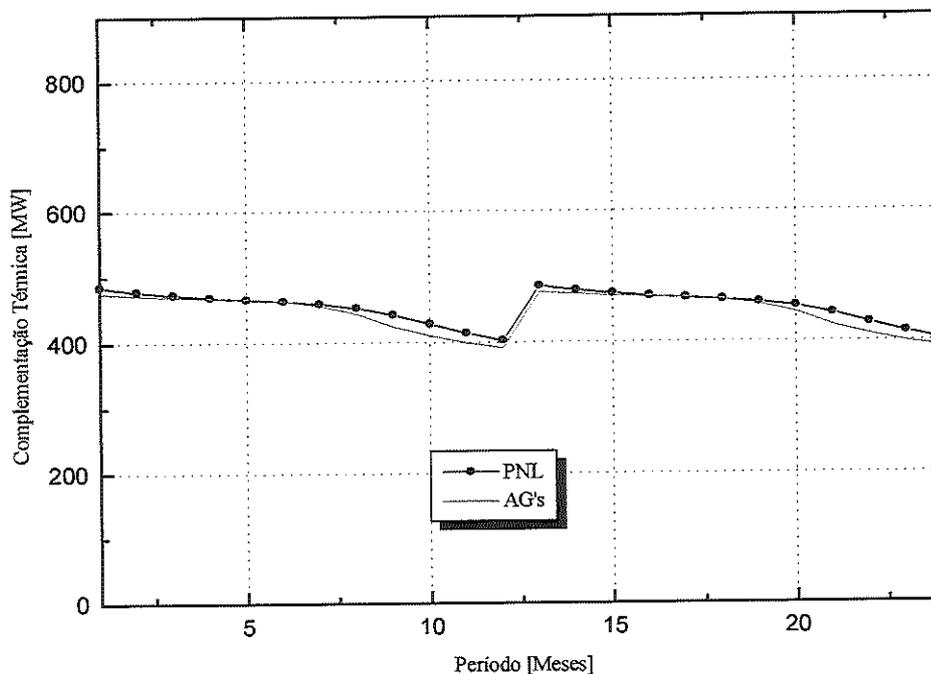


FIGURA 21 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT, sem taxa de desconto

TABELA 10 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação, sem taxa de desconto

	VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (CUSTO DE OPERAÇÃO)
PNL	1037000,000000
AG's	1005870,190134
Diferença [%] - Melhor	3,00

5.1.3 Com histórico de vazões

Com o objetivo de mostrar o desempenho do método proposto em uma situação operativa mais real, diferente da situação relativamente suave e comportada representada pelas afluências iguais à MLT, foram realizados testes com períodos do histórico de vazões.

Dentre estes mostram-se a seguir os teste que foram realizados adotando um período do histórico que vai de 5/1971 a 4/1973, período de afluições médias, carga variando, volumes do reservatório inicial e final iguais a 100% do volume útil e demanda média de 900 MW, com dados mostrados na TABELA 11.

TABELA 11 - Dados utilizados na otimização adotando o período do histórico

MÊS	DEMANDA (MW)	AFLUÊNCIA (hm ³ /mês)
Maio 1971	891.90	352,152
Junho 1971	970.20	312,732
Julho 1971	927.00	231,264
Agosto 1971	933.30	202,356
Setembro 1971	930.60	226,008
Outubro 1971	942.30	525,600
Novembro 1971	922.50	1014,408
Dezembro 1971	918.90	2785,680
Janeiro 1972	830.70	1469,052
Fevereiro 1972	852.30	1645,128
Março 1972	872.10	1582,056
Abril 1972	871.20	1324,512
Maio 1972	891.90	806,796
Junho 1972	970.20	599,184
Julho 1972	927.00	533,484
Agosto 1972	933.30	391,572
Setembro 1972	930.60	320,616
Outubro 1972	942.30	969,732
Novembro 1972	922.50	2320,524
Dezembro 1972	918.90	1957,860
Janeiro 1973	830.70	2139,192
Fevereiro 1973	852.30	2152,332
Março 1973	872.10	2115,546
Abril 1973	871.20	2236,428

Quando adotado o período histórico das afluições o reservatório não terá mais um comportamento uniforme pois precisa suprir a irregularidade das afluições no período de planejamento, atender a demanda prevista e definir um ciclo de operação anual. O comportamento do reservatório pode ser observado pela FIGURA 22, onde observa-se praticamente o mesmo comportamento nas duas técnicas.

A complementação térmica mostrada na FIGURA 23 confirma o bom desempenho do método proposto.

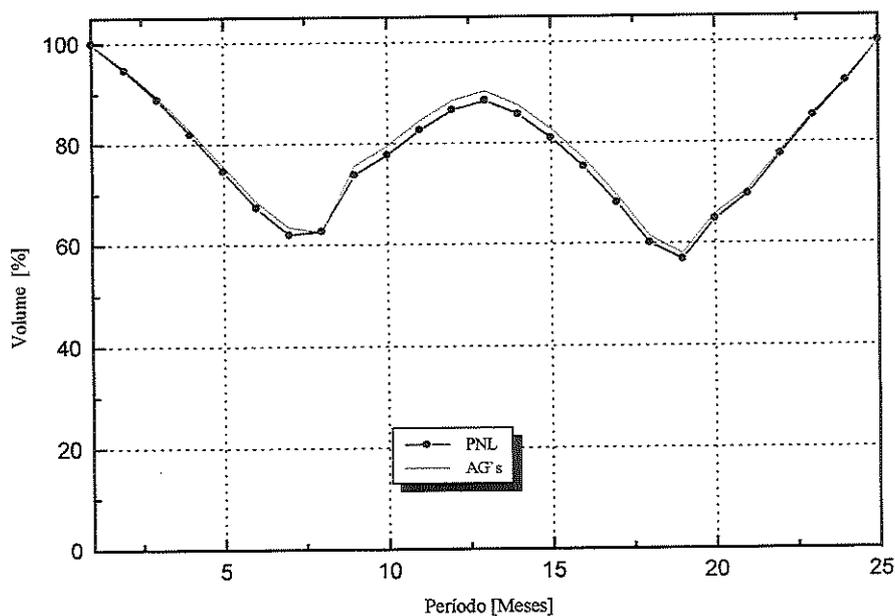


FIGURA 22 - Trajetórias ótimas de volume para Usina Hidroelétrica de Emborcação, com taxa de desconto

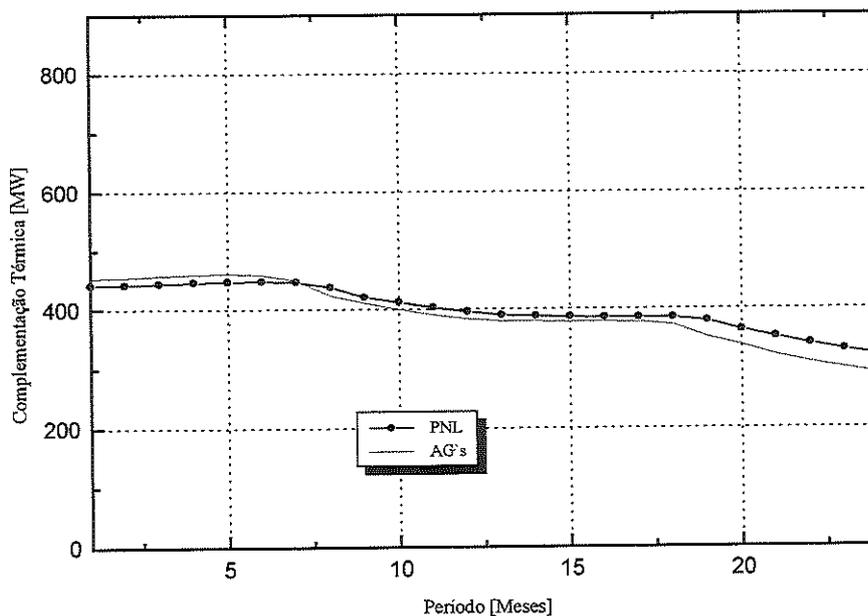


FIGURA 23 - Complementação térmica para afluência igual ao período histórico de 5/1971 a 4/1973

A TABELA 12 mostra a diferença dos Algoritmos Genéticos de 2,93% em relação à abordagem por Programação Não-Linear.

TABELA 12 - Custos de operação obtidos para a Usina Hidroelétrica de Emborcação adotando o período do histórico

	VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (CUSTO DE OPERAÇÃO)
PNL	745020.000000
AG's	723151.261476
Diferença [%] - Melhor	2,93

5.2 DUAS USINAS EM CASCATA

A seguir será apresentado um teste para duas usinas em cascata, sendo estas as usinas hidroelétricas de Emborcação, já utilizada no teste anterior, e Itumbiara. Na TABELA 13, apresentam-se dados da Usina Hidroelétrica de Itumbiara utilizados na otimização.

TABELA 13 - Dados da Usina Hidroelétrica de Itumbiara

a_0	0.13139E+00
b_0	0.16847E-04
a_1	-0.78846E-09
b_1	0.16673E-13
a_2	000000E+00
b_2	-0.21783E-05
a_3	0.38745E-10
b_3	-0.30008E-15
Potência instalada (MW).	1671.00
Volume armazenado Máx. /Mín. (hm ³)	17027.0/4573.0

Pode-se observar a influência de uma usina no comportamento da outra através da operação em cascata.

A Usina Hidroelétrica de Emborcação, a montante, se encarrega da regulação do sistema, oscilando seu volume de forma cíclica e atingindo o volume máximo a cada final do período cheio, enquanto a Usina Hidroelétrica de Itumbiara, a jusante, trabalha como uma usina a fio d'água, mantendo o seu volume máximo, devido ao efeito cota [8]. Pela FIGURA 24 analisamos o comportamento da cascata,

observando-se novamente o padrão operativo ótimo e a quase total coincidência entre os dois métodos.

Foram adotados para o teste uma carga variando sazonalmente, volume do reservatório inicial e final igual a 100% do volume útil, demanda média igual a 75% da potência instalada e vazões afluentes iguais a 80% da MLT.

Novamente o gráfico da complementação térmica, mostrado na FIGURA 25, indica um desempenho satisfatório, atestando uma tendência à uniformização da geração térmica ao longo do horizonte.

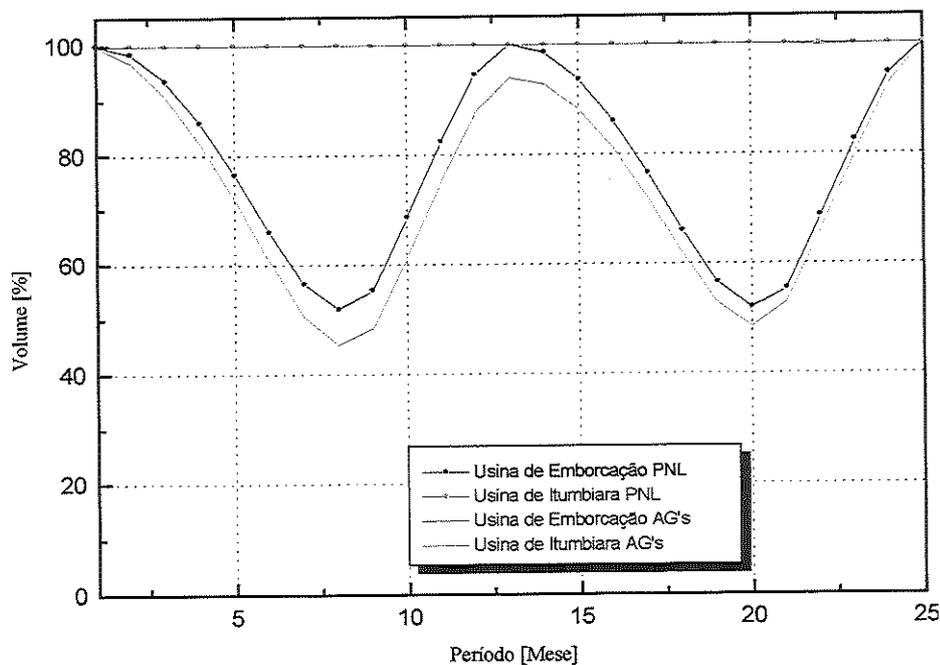


FIGURA 24 - Trajetórias ótimas de volume para as usinas hidrelétricas de Emborcação e Itumbiara, com taxa de desconto

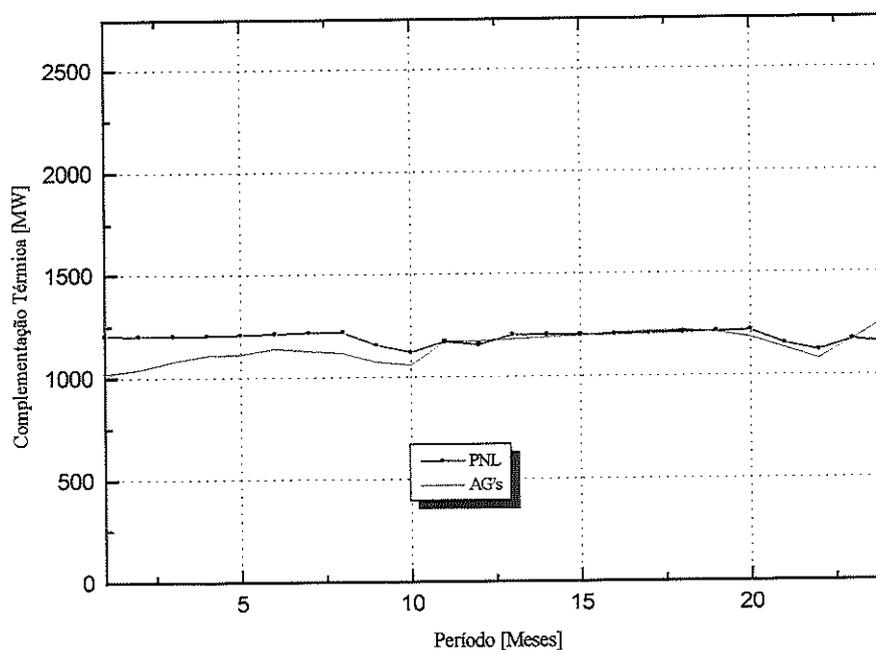


FIGURA 25 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT

Pela TABELA 14 observa-se que a técnica utilizando Algoritmos Genéticos empregada para otimizar duas usinas apresentou um custo menor do que o obtido por técnica tradicional. Neste caso a diferença percentual é de 7,10% melhor que o método com PNL.

TABELA 14 - Custos de operação obtidos para as usinas hidroelétricas de Emborcação e Itumbiara, com taxa de desconto

	VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (CUSTO DE OPERAÇÃO)
PNL	6483100.00000
AG's	6022344.96910
Diferença [%] - Melhor	7,10%

5.3 TRÊS USINAS EM CASCATA

A seguir será apresentado um teste para três usinas em cascata, sendo estas as usinas hidroelétricas de Emborcação e Itumbiara, já utilizadas no teste anterior, além de São Simão. Na TABELA 15 apresentam-se os dados usados na otimização para a Usina Hidroelétrica de São Simão.

TABELA 15- Dados da Usina Hidroelétrica de São Simão

a_0	0.10977E+00
b_0	0.28095E+04
a_1	-0.30137E+08
b_1	0.19956E-12
a_2	-0.53555E-17
b_2	0.00000E-00
a_3	-0.14605E-06
b_3	-0.52034E-10
a_4	0.12589E-14
b_4	-0.24604E-19
Potência instalada (MW)	1164.00
Volume armazenado Máx./Mín. (hm ³)	12540.0/7000.0

Neste teste, o sistema de usinas já é um pouco mais complexo percebendo-se um tipo de comportamento diferente para cada usina.

As usinas hidroelétricas de Emborcação e Itumbiara, a montante, se encarregam da regulação do sistema, oscilando seus volumes de forma cíclica e atingindo os volume máximos a cada final do período cheio, enquanto a usina hidroelétrica de São Simão, a jusante, trabalha como uma usina a fio d'água, mantendo o seu volume máximo, devido ao efeito cota [8]. Observa-se que os AG's conseguem captar sem dificuldade estas características diferentes das usinas. Pela FIGURA 26 analisamos o comportamento da cascata, observando-se novamente o padrão operativo ótimo e a quase total coincidência entre os dois métodos.

Na FIGURA 27 observa-se que, mesmo em um sistema mais complexo no qual adotamos 3 usinas em cascatas, os AG's conseguem determinar uma operação para as usinas térmicas bem uniforme, seguindo os obtidos pela PNL, porém sempre abaixo deste último, dando um resultado bem melhor.

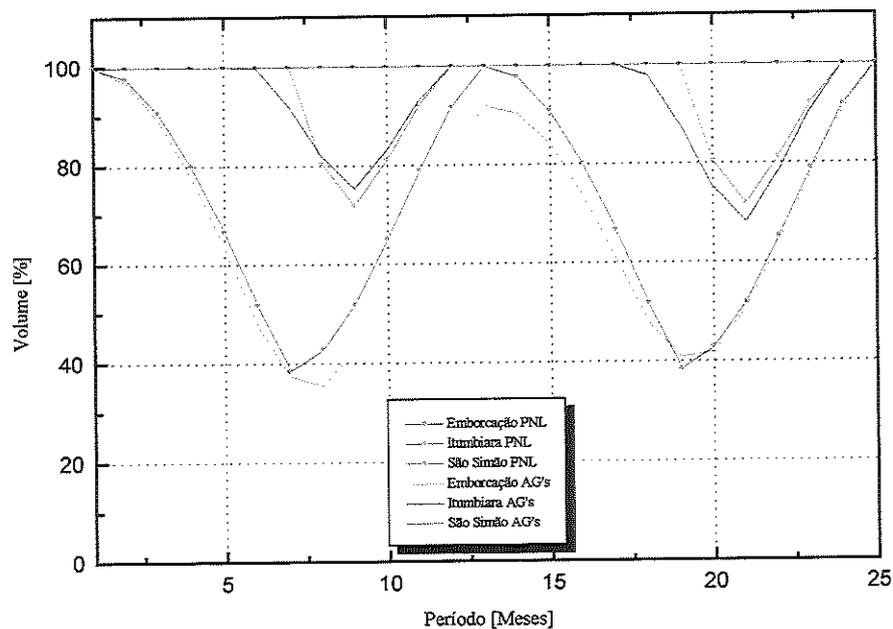


FIGURA 26 - Trajetórias ótimas de volume para as usinas hidroelétricas de Emborcação, Itumbiara e São Simão, com taxa de desconto

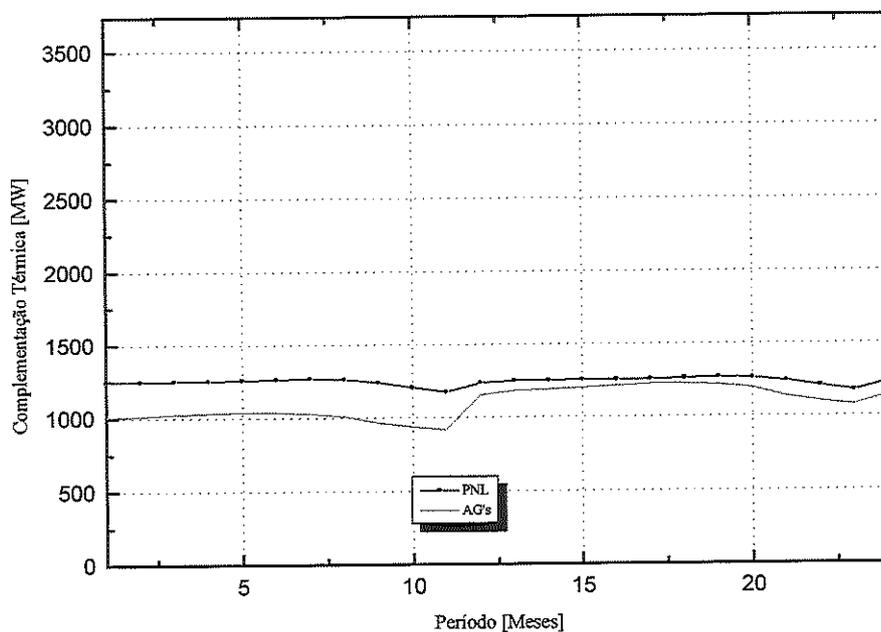


FIGURA 27 - Complementação térmica para afluência igual a 80% da MLT

Pela TABELA 16 observa-se que a técnica utilizando Algoritmos Genéticos empregada para otimizar três usinas, apresentou um resultado de custo muito mais

baixo do que o obtido pela técnica tradicionalmente utilizada. Neste caso a diferença percentual apresentada é de 22,19% menor que o método com PNL.

TABELA 16 - Custos de operação obtidos para as usinas hidroelétricas de Emborcação, Itumbiara e São Simão, com taxa de desconto

	VALOR DA FUNÇÃO OBJETIVO (CUSTO DE OPERAÇÃO)
PNL	7050300.00000
AG's	5485676.99900
Diferença [%] - Melhor	22,19

Este último resultado mostra-se muito bom, embora não se tenha conseguido algo semelhante nos outros casos.

Foi verificado também que, os casos idênticos rodados levaram a soluções sempre muito próximas mostrando uma estabilidade do algoritmo proposto.

6 CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS

O estudo da aplicação de técnicas de IA, como um método alternativo ou complementar na solução do POSHP, foi proposto com a intenção de desenvolver modelos que possibilitem uma política operativa que forneça energia elétrica ao sistema, em um determinado período, com confiabilidade e por um custo mínimo.

Mais especificamente, uma nova técnica que utiliza os princípios da evolução genética, os Algoritmos Genéticos, foi proposta para solucionar o problema do POSHP. Esta abordagem permite uma representação individualizada das usinas, é relativamente simples de ser aplicada, não há necessidade de alteração na formulação original do problema, garantindo assim as características particulares das usinas, apresenta, de início, tempos computacionais razoáveis e, principalmente, contorna as dificuldades apresentadas pelas técnicas clássicas de resolução de Programação Não-Linear, oriundas da complexidade do problema de planejamento da operação.

Um dos aspectos fundamentais nas vantagens dos AG's está na utilização da função objetivo, reconhecidamente complicada, somente para calcular a aptidão dos indivíduos, em mera execução de contas.

Para desenvolvimento e aplicação do algoritmo proposto para a solução do problema apontado foi necessário uma preparação e adaptação do problema às condições encontradas nos AG's. Esta adaptação foi um dos pontos centrais do trabalho, já que a meta era testar a viabilidade de aplicação. Na realidade a pesquisa começou tentando-se inicialmente utilizar redes neurais artificiais para o problema do



POSHP, tentativa esta que se mostrou infrutífera. Entretanto, persistem ainda problemas na aplicação dos AG's, como o da dimensão do indivíduo utilizado, para situações com muitas usinas e muitos intervalos, já que o cromossomo tem a dimensão $(N \times M)$, com N igual ao número usinas e M igual ao número de intervalos.

O algoritmo proposto foi aplicado em diversos testes com usinas hidroelétricas pertencentes ao Sistema Brasileiro, com dados reais, em várias condições operativas, procurando reproduzir as mesmas situações encontradas nos estudos e ações do problema do POSHP, visando determinar o cronograma ótimo de operação. Nestes testes, o número e a configuração das usinas envolvidas foram variados, como também algumas condições operativas, como o regime de aflúncias.

Foram testes exploratórios com o objetivo de verificar a viabilidade da aplicação, na prática, da técnica proposta, bem como a confirmação da codificação do problema.

Através dos resultados iniciais observa-se que o novo método proposto mostrou um bom desempenho em todos os casos apresentados, como podemos ver nas FIGURAS 18 a 27. O algoritmo foi aplicado a uma usina isolada, adotando a MLT, onde se tem aflúncias comportadas no horizonte de planejamento, e posteriormente adotamos também o histórico das vazões, para observar o comportamento do algoritmo proposto diante de uma situação onde as aflúncias têm comportamento irregular. Em seguida foram feitos testes em 2 e 3 usinas em cascata, nos quais pudemos analisar a adaptabilidade do método para tratar usinas com comportamentos distintos.

É interessante observar que em todas as situações os AG's levaram vantagens, em especial no caso das 3 usinas. Um aspecto relevante é o fato de que os AG's conseguiram captar os comportamentos diferenciados das usinas em cascata, o que mostra um potencial para um bom desempenho em sistemas altamente complexos, com muitas usinas interligadas, como no Sistema Brasileiro.

A pesquisa já gerou vários artigos, apresentados em congressos nacionais e internacionais, sempre com muito boa repercussão, gerando discussões positivas, o que de certa forma vem reforçar a validade da idéia [42, 43, 44, 45, 46, 47].

Atestada a possibilidade de aplicação de AG's, criou-se oportunidade para a continuidade da pesquisa, onde estudos visando superar obstáculos encontrados, como da dimensão dos cromossomos, por exemplo, aplicar a técnica a sistemas mais próximos da realidade, de grande porte, com grandes cascatas interligadas e com condições operativas mais severas, como também aperfeiçoar a codificação do problema. Muitos recursos podem ainda ser utilizados para melhorar a performance do algoritmo proposto, como por exemplo, o uso de técnicas heurísticas de busca que poderão acelerar a convergência.

Tudo indica que esta poderá ser uma técnica alternativa ou complementar no planejamento da operação.

ANEXO

Algoritmo de Otimização:

Para resolução do problema do Planejamento Hidrotérmico adota-se um algoritmo de otimização não-linear, o qual aproveita a estrutura particular da rede hidráulica, através de procedimentos que norteiam o processo de partição de variáveis em conjunto das variáveis básicas e não básicas. Estes procedimentos compõem a partição dirigida de variáveis e baseiam-se na análise da função objetivo, na análise da função de produção hidráulica, na importância de cada usina no processo otimizador e na experiência do operador. A sua principal característica é a identificação da base por um único índice [24, 25, 26].

O modelo de fluxo em rede para o problema hidrotérmico, como as suas características e o método de solução, encontra-se em [7].

Este algoritmo, considera a estrutura específica de rede do sistema, as estratégias de partição de variáveis, conservando a identidade de cada usina em cada período, começando da usina a montante e progredindo pela cascata até a última usina, para cada intervalo de tempo, consta dos seguintes passos:

Passo 1 – Inicialize com qualquer solução, como por exemplo a solução a fio d'água;

Passo 2 - Defina o conjunto de prioridade (P) e declare as defluências das outras usinas não pertencentes ao conjunto de prioridade como variáveis básicas;

Passo 3 - Percorra os períodos ($t = 1, \dots, T$);

Passo 4 – Percorra as usinas do conjunto de prioridade $i \in P$.

Passo 5 – Atualize a matriz de defluência básica (MDB)* considerando a estratégia dinâmica de partição de variáveis;

Passo 6 – Identifique o ciclo e calcule o custo reduzido para a variável não básica associada ao nó (i, t);

Passo 7 – Determine o passo ótimo por busca unidimensional;

Passo 8 – Atualize os volumes, defluência e gradiente das variáveis que pertencem ao ciclo;

Passo 9 - ➤ Se existir alguma usina do conjunto de prioridade ainda não considerada, retorne ao Passo 4;

➤ Se existir algum período não considerado, retorne ao Passo 3;

➤ Em caso contrário, vá ao Passo 10;

Passo 10 - ➤ Se a convergência ainda não foi obtida, modifique, se necessário o conjunto de prioridade (P) e retorne ao Passo 3;

➤ Em caso contrário Pare.

*A referência [7] contém mais informações.

BIBLIOGRAFIA

- [1] ROSENTHAL, R. E., Status of Optimization Models for the Operation of Multireservoir Systems with Stochastic Inflows and Nonseparable Benefits, *Water Resources Research Center, Research Reporter n.º 75*. The University of Tennessee, May 1980.
- [2] WARWICK, K.; EKWUE, A. & AGGARWAL, R., *Artificial Intelligence Techniques in Power Systems*, Bath, England, The Institution of Electrical Engineers, (ISBN: 0-85296-897-3), 1997.
- [3] JONGEPIER, A. G., *Artificial Neural Networks Applied to Power Systems*, Wageningen, The Netherlands, KEMA, (ISBN: 90-9009687-6), 1996.
- [4] SOARES, S., Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos, *SBA - Controle e Automação* v. 1, n.º 2 : p. 122-131, 1987.
- [5] CARNEIRO A. A. F. M., *Contribuição ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos de Potência*. Tese de Doutorado - Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas. 1991.
- [6] CARNEIRO, A. A. F. M. & MONTANHA, J., Estudo da Operação Ótima de

usinas Hidroelétricas através de autovalores da Matriz Hessiana, In: Anais do XVIII CILAMCE - Congresso Íbero Latino Americano de Métodos Computacionais em Engenharia, Brasília, v. II, p. 887-894, out., 1997.

- [7] KADOWAKI, M., *Simulação da Operação de Sistemas Hidroelétricos de Potência a Usinas Individualizadas com Regras Otimizadas*. Dissertação de Mestrado - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. 1995.
- [8] SOARES, S. & CARNEIRO, A. A. F. M., Optimal Operation of Reservoirs For Electric Generation, *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 6, n° 3, p. 1101-1107, July 1991.
- [9] FORTUNATO, L. A . M., ARARIPE NETO, T. A .; BARRETO, L. A .L. & FERREIRA, C.. Operation Planning Studies of the Brazilina Generation System. *IFAC Symposium on Planning and Operation of Eletric System - Preprints*. Rio de Janeiro, p. 193-200, July, 1985.
- [10] CARNEIRO A. A. F. M., SOARES S. & BOND, P. S., A Large Scale Application of an Optimal Deterministic Hydrothermal Scheduling Algorithm *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 5, n° 1 : p.204 – 210, Feb. 1990.
- [11] PEREIRA, M. V. F., Optimal Scheduling of Hydrothermal Systems – An overview , In: *IFAC Symposium on Planning and operation of Eletric energy Systems – Preprints*, Rio de Janeiro, p. 1-9, July 1985.
- [12] SHANE, RICHARD M. & GILBERT, KENNETH C., TVA Hydro Scheduling Model: Pratical Aspects - *Journal of the Water Resources Planning and Management Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers - ASCE*, v. 108, n.º. WR1, p. 1-19, Mar. 1982.

- [13] TVEIT, J; VINJAR, A .; JOHANNESSEN, A . & STENE, B., Integrated Planning of the Eletrical Energy Market and the Power Generation System in Norway - *CIGRÉ Meeting*, Paris, paper n.º 31-32, Sept. 1982.
- [14] PRONOVOST, R. & BOULVA, J., Long-range Operation Planning of a Hydro Thermal System - Modelling and Optimization. In: *Canadian Eletrical Association Spring Meeting*, Toronto, Mar., p. 13-17, 1978.
- [15] PEREIRA, M. V. F., CUNHA, S. H.F., TERRY, L. A. & MOSSÉ, A., Modelos Computacionais para Planejamento e Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Grande Porte. *SBA- Contole e Automação*, v. 1, n.º 1, p 31-41, 1987.
- [16] CARNEIRO, A. A. F. M. & ZAMBON, K. L., Operação de Reservatórios para Geração de Energia Elétrica - Um Eficiente Método Computacional Alternativo, In: *Anais do XVIII CILAMCE - Congresso Íbero Latino americano de Métodos Computacionais em Engenharia*, Brasília, V. III, p. 1499-1506, out., 1997.
- [17] PO-HUNG CHEN & HONG-CHAN CHANG, Genetic Aided Scheduling of Hydraulically Coupled Plants in Hydro-Termal Coordination, *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n.º 2, p. 975 – 981, May 1996.
- [18] YANG P-C, YANG H.-T. & HUANG C.-L, Scheduling short-term hydrothermal generation using evolutionary programming techniques, *IEE Proc-Gener. Transm. Distrib.*, v. 143, n.º 4, July 1996.
- [19] MIRANDA V., SRINIVASAN D. & PROENÇA L. M., Evolutionary Computation in Power Systems – Example 2: Genetic algorithms in Hydrothermal operation Planning. *Eletrical Power & Energy Systems*, v. 20, n.º. 2, p. 93 – 97, 1998.

- [20] H-C. CHANG & P-H. CHEN, Hydrothermal Generation Scheduling Package: A Genetic Based Approach. *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, v. 145, n.º.4, July, 1998.
- [21] EL-HAWARY, M. E. & CHRISTENSEN, G. S., *Optimal Economic Operation of Electric Power Systems*, New York, Academic Press, (ISBN: 0-12236-850-9), 1979.
- [22] LYRA, C.; TAVARES, H. & SOARES, S., Modelling and optimization of hydrothermal generation scheduling. *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, v. PAS-103, n.º. 8, p. 2126-2133, Aug. 1984.
- [23] CARNEIRO, A. A. F. M.; SOARES, S. & CARVALHO, M. F. H., Um modelo Adaptativo para o Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência". In : *Anais do 7º Congresso Brasileiro de Automática, São José dos Campos – SP*, v. 2, p. 823-829, ago. 1988.
- [24] ROSENTHAL, R. E., A Nonlinear Network Flow Algorithm for Maximization of Benefits in a Hydroelectric Power System. *Operation Research*, v. 29, n.º. 4, p. 763-785, July-Aug. 1981.
- [25] CARVALHO, M. F. H.; CARNEIRO, A. A. F. M. & SOARES, S., A Temporally Expanded Arborecence Algorithm. In: *Anais do VIII Congresso Latino-americano e Ibérico sobre Métodos Computacionais para Engenharia*. Rio de Janeiro, v. A: 423-437, nov.1987.
- [26] CARVALHO, M. F. H., *Modelos de Fluxo em Redes Aplicados a Sistemas de Energia Elétrica*, Campinas, Tese de Doutorado – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, 1986

- [27] ARARIPE NETO, T. A.; COTIA, C. B.; PEREIRA, M. V. & KELMAN, J., Comparison of Stochastic and Deterministic Approaches in Hydrothermal Generation Scheduling. In: *IFAC Symposium on Planning and Operation of Electric Energy Systems* – Preprints, Rio de Janeiro, p. 201-206, July 1985.
- [28] TERRY, L. A. & PEREIRA, M. V. F., Modelos Computacionais para Planejamento da Operação do Sistema Brasileiro. *I International Workshop on Energy Operation Planning of the Brazilian Interconnected System*. CEPTEL, Rio de Janeiro, 1986.
- [29] YEH, WILLIAM W-G., Reservoir Management and Operations Models: a States-of-the-art Review - *Water Resources Research*", vol. 21, n.º 12, p. 1797-1818, Dec. 1985.
- [30] BEASLEY, D.; RALPH, R. M. & DAVID, R. B., An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics, *University Computing*, v.15, n.º 4, p. 170-181, 1993.
- [31] RABELO, P. G. & OCHI, L. S., Um Novo Algoritmo Genético Híbrido para o Problema do Caxeiro Viajante com Grupamento, *III simpósio Brasileiro de Redes Neurais*, p. 83-90, Recife, 12 a 14 de nov. de 1996.
- [32] GOLDBERG, D. E., *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Reading, MA., Addison Wesley, (ISBN: 0-20115-767-5), 1989.
- [33] ANGELINE, P. J.; Evolution Revolution: An Introduction: to the Special Track on Genetic and Evolutionary Programming. *IEEE Expert*, v. 10, n.º 3, p. 6-10, June ,1995.

- [34] HOLLAND, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, MI, The University of Michigan Press, (ISBN 0-262-08213-6), 1995.
- [35] WINSTON, P. H., *Artificial Intelligence*, v. 3, Reading, MA, Addison Wesley, (ISBN: 0-201-53377-4), 1992.
- [36] MENDES, M. R.; FILHO, N. U. C. & BRANDÃO, J. P. L., *Origem da vida, Genética e Evolução*, São Paulo, São Paulo Industria Gráfica e Editora S/A.
- [37] BRAGA, A. P., CARVALHO, A. C. P. L. F. & LUDERMIR, T. B., *Fundamentos de Redes Neurais Artificiais*, Publicado para a XI Escola Brasileira de Computação, Rio de Janeiro, maio 1998.
- [38] BEASLEY, D.; RALPH, R. M. & DAVID, R. B., An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals, *University Computing*, v. 15, n.º. 2, p. 58-69, 1993.
- [39] FILHO, E. F. M., Dissertação de Mestrado, *Projeto Evolucionário de Redes Neurais Artificiais para Avaliação de Crédito Financeiro*, Instituto de Ciências Matemáticas de São Carlos - USP, p. 23-24, 1997.
- [40] MAIR, W. L., A Fast Pseudo Random Number Generator, *Dr. Dobb's Journal*, n.º. 15, p. 152-157, May 1991.
- [41] SCHLICK, C., Fast Alternatives to Perlin's Bias and Gain Functions, *Graphics Gems IV*, Edited by Paul S. Heckbert, *Computer Science Department Carnegie Mellon University*, p. 401-403, Pittsburgh, Pennsylvania, 1994.
- [42] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T.; CARVALHO A. C. P. L. F. & FILHO D. S., Optimal Energy Operation Planning of Hydrothermal Systems Using

- Artificial Intelligence Techniques. (CD ROM). *VI SEPOPE – Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning*, Salvador – Bahia, Brasil, May 1998.
- [43] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T. & CARVALHO A. C. P. L. F., Optimal Planning of Energetic Operation Using Genetic Algorithms. In: *LASTED – Artificial Intelligence and Soft Computing*, v. 1, p. 117 – 120, Cancún, México, (ISBN: 0-88986-256-7), May 1998.
- [44] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T.; CARVALHO A. C. P. L. F. & FILHO D.S., Genetic Algorithms Applied to Hydrothermal System Scheduling. In : *POWERCON – 1998 International Conference on Power System Technology*, v. 1, p. 547-551, *IEEE - Electric Power Research Institute*, China, Beijing, China, Aug. 1998.
- [45] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T. & CARVALHO A. C. P. L.F., Planejamento Ótimo da Operação Energética Utilizando Algoritmos Genéticos. In: *XII CBA – Congresso Brasileiro de Automática*, p. 503-508, v. 2/6, Uberlândia – Minas Gerais, Brasil, setembro 1998.
- [46] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T. & CARVALHO A. C. P. L. F., A Genetic Algorithm Approach to Optimize the Operation Planning of Hydrothermal System Scheduling. V *SBRN - Brazilian Symposium on Neural Networks*. v.1, p.253-258, Belo Horizonte – Minas Gerais, Brasil , dezembro 1998.
- [47] CARNEIRO A. A. F. M.; LEITE P. T. & CARVALHO A. C. P. L. F., Application of Genetic Algorithms to Define the Optimal Operation of Hydroelectric Power Systems. In: *LASTED – Artificial Intelligence and Soft Computing*, Honolulu, Hawaii- USA, Aug., 1999.