ABORDAGEM BIO-INSPIRADA PARA O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO HIDRELÉTRICO

Priscila Cristina Berbert
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - Universidade Estadual de Campinas
Rua Albert Einstein, 400 - CEP:13083-852 - Campinas - SP - Brasil
pberbert@dt.fee.unicamp.br

Akebo Yamakami
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - Universidade Estadual de Campinas
Rua Albert Einstein, 400 - CEP:13083-852 - Campinas - SP - Brasil
akebo@dt.fee.unicamp.br

Fabricio Olivetti de França
Santos - SP, Brazil
olivetti@ieee.org

RESUMO

Neste trabalho é proposto um Algoritmo Genético para o problema de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrelétricos. Em sistemas com grande participação de geração hidrelétrica, como no Brasil, o objetivo é minimizar a complementação térmica, respeitando as restrições do problema. Dentre os métodos heurísticos, os Algoritmos Genéticos vem sendo amplamente utilizados em diversas aplicações, principalmente na área de otimização. Os Algoritmos Genéticos consideram simultaneamente um conjunto de soluções. Isto permite encontrar soluções alternativas, diferentes e de boa qualidade, através da integração da ampla exploração do espaço de busca com um processo de busca mais localizada. No modelo estudado, considerou-se a minimização da complementação térmica como função objetivo (ou função de desempenho) e a geração das usinas hidrelétricas em cada período como variáveis de decisão (indivíduos). Os testes foram realizados com Subsistemas Brasileiros.

PALAVRAS CHAVE. Planejamento Hidrelétrico, Algoritmos Genéticos, Heurísticas.

Área principal: EN - PO na Área de Energia, MH – Metaheuristicas.

ABSTRACT

This paper proposes a Genetic Algorithm for the problem of Operation Planning of Hydroelectric Systems. In systems with a large hydroelectric generation, as in Brazil, the objective is minimizing the thermal complementation, respecting the constraints. Among heuristic methods, Genetic Algorithms have been widely used in various applications, especially in the area of optimization. Genetic Algorithms simultaneously consider a set of solutions. This allows to find alternative solutions, different and with good quality through the integration of wide exploration of the search space with a more localized search process. In this model, the minimization of thermal complementation was considered as objective function (or performance function) and the generation of hydroelectric power plants in each period was considered as decision variables (individuals). The tests were carried out with Brazilian Subsystems.

KEYWORDS. Hydroelectric Planning, Genetic Algorithms, Heuristics.

Main area: EN – Operations Research in Energy area, MH – Metaheuristics.

1. Introdução

O Sistema Hidrotérmico é dividido em geração, distribuição e consumo. A geração pode ser obtida de forma hidrelétrica, térmica e, eventualmente, por importação de sistemas vizinhos. Toda a energia elétrica disponível é enviada através das linhas de transmissão para o atendimento da demanda (Leite *et. al.*, 2006).

Em sistemas com grande participação de geração hidrelétrica, como no caso do Brasil, pode-se gerenciar a energia potencial da água armazenada nos reservatórios para atender à demanda e substituir de forma racional a geração dispendiosa das unidades térmicas. Entretanto, o volume de água afluente aos reservatórios depende das afluências que irão ocorrer no futuro. Além disso, a disponibilidade de energia hidrelétrica é limitada pela capacidade de armazenamento nos reservatórios. Isso introduz uma relação entre a decisão de operação na etapa presente e suas consequências futuras (Leite et. al., 2006). Se a decisão for utilizar energia hidrelétrica para atender o mercado e no futuro ocorrer uma seca, poderá ser necessário utilizar geração térmica ou interromper o fornecimento de energia. Por outro lado, se a opção for o uso mais intensivo de geração térmica, conservando elevados os níveis dos reservatórios, e ocorrerem vazões altas no futuro, poderá haver vertimento no sistema, que representa um desperdício de energia e, em consequência, um aumento desnecessário do custo de operação. O planejamento deve estabelecer um compromisso entre a geração hidrelétrica no momento da decisão e a disponibilidade de água nos intervalos de tempo seguintes, respeitando as restrições do problema. De forma geral, o sistema brasileiro explora intensamente a geração hidrelétrica, enquanto minimiza a necessidade de complementação com a geração térmica (Zambon, 2008).

Na área de Pesquisa Operacional existem várias técnicas de Programação Matemática para a resolução dos problemas de otimização. Porém, muitas dessas técnicas têm alta complexidade e dificuldades no tratamento de certos tipos de problemas; estas técnicas são fundamentadas em informações sobre o problema, restringindo ou dificultando uma aplicação geral. Dentre os métodos heurísticos, os Algoritmos Genéticos vem sendo amplamente utilizados em diversas aplicações, principalmente na área de otimização. Algumas características destes métodos merecem ser destacadas: flexibilidade, exploração, explotação, paralelismo, capacidade de escapar de ótimos locais, capacidade de lidar com problemas complexos para os quais não é possível (ou é difícil) obter uma descrição detalhada, além de serem menos susceptíveis à forma ou continuidade das funções (Coello, 2002; Bäck et. al., 2000a; Bäck et. al., 2000b).

Neste trabalho é proposto um Algoritmo Genético para o problema de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrelétricos, um problema de otimização de grande porte, dinâmico, estocástico, interconectado e não linear.

2. Apresentação do Problema

Apresenta-se a seguir a formulação matemática (Cicogna e Soares, 2003) do modelo de otimização a usinas individualizadas para Sistemas Hidrelétricos de geração, onde:

$D(t)$ – demanda a ser atendida durante o período t, [MW].
$H(t)$ – geração de energia hidrelétrica durante o intervalo t, [MW].
T – horizonte de planejamento.
N – total de usinas hidrelétricas.
Δt – tamanho do intervalo t [s].
$q(i, t)$ – vazão turbinada pela usina i durante o intervalo t, [m^3/s].
$z(i, t)$ – vazão vertida pela usina i durante o intervalo t, [m^3/s].
$u(i, t)$ – vazão defluente da usina i durante o intervalo t, [m^3/s].
$p(i, t)$ – geração de energia da usina hidrelétrica i durante o intervalo t, [MW].
$k(i)$ – produtividade específica: constante que engloba aceleração da gravidade, densidade da água, rendimento turbina-gerador e fatores de conversão.
$h(i, t)$ – altura da queda líquida da usina i durante o intervalo t, [m].
$x(i, t)$ – volume do reservatório da usina i no início do intervalo t, [hm^3].

$y(i, t)$ – vazão incremental afluente à usina i durante o intervalo t, [m^3/s].
$\phi(i, x(i,t))$ e $\theta(i, u(i,t))$ – polinômios de cota montante e jusante da usina i, [m].
Ω_i – conjunto das usinas imediatamente a montante da usina i.
$x_{min}(i)$ e $x_{max}(i)$ – volumes mínimo e máximo do reservatório da usina i, [hm^3].
$q_{max}(i)$ – vazão turbinada máxima da usina i, [m^3/s].
$u_{min}(i)$ – defluência mínima obrigatória da usina i, [m^3/s].

$$\textit{Minimizar} \quad \sum_{t=1}^{T} (D(t) - H(t))$$

$$\textit{sujeito a} \quad D(t) \geqslant H(t)$$

$$q(i,t) + z(i,t) = u(i,t)$$

$$H(t) = \sum_{i=1}^{N} p(i,t)$$

$$p(i,t) = k(i) \,.\, h(i,t) \,.\, q(i,t)$$

$$h(i,t) = \phi(i, x(i,t)) - \theta(i, u(i,t))$$

$$x(i,t+1) = x(i,t) + \{y(i,t) + \sum_{k \in \Omega i} [q(k,t) + z(k,t)] - q(i,t) - z(i,t)\} \frac{\Delta t}{10^6}$$

$$x_{min}(i) \leqslant x(i,t) \leqslant x_{max}(i)$$

$$q(i,t) \leqslant q_{max}(i)$$

$$u_{min}(i) \leqslant q(i,t) + z(i,t)$$

$$\forall\, i, t$$

Com o intuito de evitar a precipitação do volume final dos reservatórios na solução do problema, adotou-se um método de penalização da função objetivo:

$$\textit{Minimizar} \quad \sum_{t=1}^{T} [D(t) - H(t)] - M \sum_{i=1}^{N} x(i,T)$$

onde a constante positiva de penalização M é obtida empiricamente.

O modelo considera:

(i) a geração hidrelétrica deve ser menor ou igual à demanda (caso a restrição seja atendida na igualdade, não será necessária a complementação térmica);
(ii) a vazão defluente de cada usina, em cada intervalo de tempo, deve ser igual à soma das respectivas vazões turbinada e vertida;
(iii) a geração hidrelétrica de todo o sistema equivale à soma da geração hidrelétrica de cada usina pertencente ao sistema;
(iv) a função de geração hidrelétrica $p(i, t)$ apresenta não linearidades. Isto porque a queda líquida $h(i, t)$ é função da cota de montante $\phi(i, x(i,t))$ e da cota de jusante $\theta(i, u(i,t))$, que são respectivamente, funções (aproximadas por polinômios de quarto grau) do volume do reservatório e da defluência. Desta maneira, $p(i, t)$ é função não linear dependente de $x(i, t)$, $q(i, t)$ e $u(i, t)$;

(v) a quantidade armazenada no reservatório de determinada usina no próximo intervalo de tempo deve ser igual à quantidade atual armazenada, menos a defluência (turbinagem e vertimento) da usina, somado à afluência incremental e às defluências (turbinagem e vertimento) das usinas imediatamente a montante;
(vi) restrições operacionais das usinas: volumes mínimo e máximo dos reservatórios, turbinagem máximo e defluência mínima.

3. Alternativas para a resolução do problema

Apresenta-se, a seguir, uma breve discussão sobre as várias técnicas que podem ser utilizadas na resolução deste problema.

A Programação Linear (PL) é um método relativamente simples, podendo ser aplicado a problemas computacionais de pequeno e grande porte. Os métodos de resolução mais comumente utilizados são o Método Simplex e o Método dos Pontos Interiores. Porém, no Planejamento da Operação de Sistemas Hidrelétricos, as funções de geração das usinas hidrelétricas são não lineares; para contornar este problema, recorre-se às linearizações por partes ou aproximações lineares, simplificando o problema.

Existe a necessidade de se representar a não linearidade das funções quando a linearização por partes não apresentar uma precisão aceitável. Neste caso, recorre-se às técnicas de Programação Não Linear (PNL), como os Métodos do Gradiente Reduzido ou do Gradiente Projetado. Porém, em muitos problemas, o método converge a um "ótimo local", sem a garantia que o método atingiu o "ótimo global".

A Programação Dinâmica (PD) é uma metodologia recursiva que pode ser aplicada tanto a problemas lineares quanto a problemas não lineares e possui algumas variações. A PD consiste em dividir o período de planejamento em estágios e a melhor decisão (em cada estágio) é determinada de acordo com o estado em que o sistema se encontra. Satisfazendo o princípio da otimalidade de Bellman, o processo de otimização se baseia no conhecimento prévio das possibilidades e suas implicações. A desvantagem é a necessidade da discretização em estados, ocasionando um esforço computacional que cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado consideradas; é o problema da "maldição da dimensionalidade". A Programação Dinâmica Estocástica (PDE) obedece ao processo de otimização descrito sobre a PD, mas a decisão em cada estágio é obtida com base na distribuição de probabilidades dos estados em cada estágio. Este é um método adotado para a solução do problema de planejamento da operação quando existe estocasticidade das afluências. A "maldição da dimensionalidade" impede a utilização da PDE em problemas que apresentam a necessidade de se trabalhar com muitas usinas individualizadas. A Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED) é um método que trata a PDE de forma analítica e propõe uma solução para o problema da dimensionalidade por não apresentar a necessidade de discretização em estados. A PDED tem sido aplicada no Planejamento da Operação do Sistema Hidrotérmico Brasileiro é utilizada no programa NEWAVE (CEPEL, 2007).

3.1. Métodos Heurísticos: Algoritmos Genéticos

Atualmente, existem vários Métodos Heurísticos que são utilizados para resolver diversos tipos de problemas, como, por exemplo, os Algoritmos Bio-inspirados. Inspirados em fenômenos específicos que ocorrem na natureza, estes algoritmos vem sendo amplamente utilizados em diversas aplicações, principalmente na área de otimização. Dentre os principais Algoritmos Bio-inspirados, estão os Algoritmos Genéticos.

O trabalho pioneiro de J. H. Holland nos anos 70 provou a significante contribuição dos Algoritmos Genéticos para a ciência e para as aplicações na área de engenharia. Desde então, os trabalhos de pesquisa neste campo vem crescendo exponencialmente (Man *et. al.*, 2006).

No Algoritmo Genético, as soluções finais são os melhores indivíduos de gerações anteriores que evoluiram carregando fortes características e obtiveram os melhores desempenhos, o que em problemas na área de engenharia significaria soluções factíveis com os melhores valores para a função objetivo, por exemplo.

Os Algoritmos Genéticos consideram simultaneamente um conjunto de soluções. Isto permite encontrar soluções alternativas, diferentes e de boa qualidade. Outro grande potencial desses algoritmos é a integração da ampla exploração do espaço de busca com um processo de busca mais localizada (explotação) resultando em um alto grau de robustez, que permite sua aplicação em vários problemas práticos, junto aos quais outras estratégias de solução se mostram inócuas (Bäck et. al., 2000a; Bäck et. al., 2000b).

Além disso, os problemas reais têm se tornado cada vez mais complexos, sem funções definidas ou bem comportadas e na maioria das vezes descontínuas e com domínios não-convexos, dificultando a utilização de métodos exatos na resolução.

Estas são algumas das razões que têm impulsionado cada vez mais a utilização desses métodos heurísticos nas aplicações, somando-se sua flexibilidade, generalidade e a principal característica: a possibilidade de escapar de ótimos locais para encontrar as soluções globais desejadas.

4. Algoritmo Proposto

Neste trabalho é proposto um Algoritmo Genético para o problema de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrelétricos. No modelo estudado, considerou-se a minimização da complementação térmica como função objetivo (ou função de desempenho) e a geração das usinas hidrelétricas em cada período como variáveis de decisão (indivíduos). O vertimento das usinas em cada período de tempo foi interpretado como variável de folga: só ocorre se a turbinagem atingiu o limite máximo e, ou o reservatório também está no volume máximo ou a defluência está no limite mínimo. O pseudocódigo do algoritmo é apresentado a seguir:

1. Inicialização da população. Para cada indivíduo:
   i) volume inicial $x(i, 1)$ de cada usina é igual ao máximo: $x_{max}(i)$.
   ii) vazão turbinada de cada usina em cada período de tempo é aleatória: $q(i, t)$.
   iii) vazão vertida de cada usina, em cada período de tempo, inicializada com zero: $z(i, t)$.
2. Avaliação da população. Para cada indivíduo:
   i) cálculo do volume dos reservatórios de cada usina $x(i, t)$, para $t = 2$ até $T+1$; cálculo da defluência $u(i, t)$ e geração $p(i, t)$ de cada usina, para $t = 2$ até T.
   ii) verificação das restrições; verificação da factibilidade e cálculo da função objetivo.
3. Operadores de Factibilização. Para cada indivíduo, para cada usina e intervalo de tempo:
   i) se o reservatório está abaixo do limite mínimo, diminuir a vazão turbinada.
   ii) se o reservatório está acima do limite máximo, aumentar a vazão turbinada. Se a vazão turbinada chegar ao limite máximo e ainda assim o reservatório estiver acima do limite máximo, aumentar a vazão vertida.
   iii) se a vazão turbinada está acima do limite máximo, diminuir turbinagem até atingir seu limite e verter a vazão restante.
   iv) se a defluência é menor que o limite mínimo, aumentar a vazão turbinada. Se a vazão turbinada chegar ao máximo e ainda a defluência for infactível, verter a vazão faltante.
4. Ordenar a população segundo a função objetivo: do menor para maior (minimização).
5. Selecionar os indivíduos factíveis.
6. Formar pares (aleatoriamente) entre os indíviduos selecionados.
7. Aplicar o operador de Crossover nos pares selecionados, sendo que cada par envolvido no Crossover gera 2 filhos:
   i) em 50% dos pares, aplicar Crossover Aritmético em $q(i, t)$.
   ii) em 50% dos pares, aplicar Crossover BLX-Alfa em $q(i, t)$.
8. Avaliação e Factibilização dos filhos. Mesmos critérios do item 2 e 3.
9. Comparação entre os indivíduos envolvidos em cada Crossover: dois pais e dois filhos. Os dois melhores permanecem na população.

10. Mutação nos indivíduos que resultaram do Crossover. Mutação aplicada em $q(i, t)$.
11. Avaliação e Factibilização dos indivíduos mutados. Mesmos critérios do item 2 e 3.
12. Elitismo: a cada iteração, todos os indivíduos infactíveis são substituídos por outros aleatoriamente. Se a quantidade de indivíduos substituídos não chegou a 10% da população, substituir os piores (factíveis, mas com alto valor de função objetivo) até que chegue a 10%.
13. Volta para passo 2.

O Crossover aritmético é definido como uma combinação linear. Sejam $q_1(i, t)$ e $q_2(i, t)$ as vazões turbinadas de todas as usinas em cada período de tempo, de dois indivíduos selecionados para Crossover (duas possíveis soluções do problema). Então os dois descendentes resultantes serão:

$$q_3(i, t) = \alpha \, . \, q_1(i, t) + (1- \alpha) \, . \, q_2(i, t)$$
$$q_4(i, t) = (1- \alpha) \, . \, q_1(i, t) + \alpha \, . \, q_2(i, t) \qquad \forall i, t$$

Onde α é um número aleatório pertencente ao intervalo [0, 1]. Em problemas de otimização com restrições, onde a região factível é convexa, se $q_1(i, t)$ e $q_2(i, t)$ pertencem à região factível, combinações convexas de $q_1(i, t)$ e $q_2(i, t)$ serão também factíveis.

O Crossover BLX-Alfa se comporta como o Crossover Aritmético para β igual a 0, ou seja, os filhos são gerados no intervalo entre os pais. Para $\beta > 0$, o intervalo onde os filhos podem ser gerados se estende, diversificando as soluções:

$$q_3(i, t) = q_1(i, t) + \alpha_1 \, . \, (q_2(i, t) - q_1(i, t))$$
$$q_4(i, t) = q_1(i, t) + \alpha_2 \, . \, (q_2(i, t) - q_1(i, t)) \qquad \forall i, t$$

Onde α_1 e α_2 são são números aleatórios pertencentes ao intervalo $[-\beta, 1 + \beta]$ e β pertence ao intervalo [0; 0,5].

A Mutação é aplicada nos dois indivíduos resultantes do Crossover, os melhores entre $q_1(i, t)$, $q_2(i, t)$, $q_3(i, t)$ e $q_4(i, t)$. A mutação é aplicada na variável $q_i(t)$, considerando a direção de mutação d, aleatória e pertencente a [-1, 1] e o tamanho do passo α, aleatório e pertencente a $[0, q(i, t)/10]$. Ou seja, a mutação aumenta ou diminui a vazão turbinada em até 10% de seu valor.

5. Experimentos e Resultados

Os testes foram realizados com subsistemas brasileiros, por possuírem características específicas que os diferenciam dos demais sistemas no mundo (Cicogna e Soares, 2003a).

Dados referentes às vazões afluentes naturais (ENAs) foram obtidos a partir do histórico de vazões (de 1931 a 2007) disponibilizado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS)[1]. Os demais dados de todas as usinas foram retirados do banco de dados HydroData (Cicogna e Soares, 2003a, 2003b). Testes para validação do algoritmo proposto foram realizados, comparando as soluções encontradas pelo algoritmo com a solução apresentada pelo módulo HydroMax[2] (modelo de otimização determinística baseado em algoritmos de fluxo de rede não linear com arcos capacitados) do programa Hydrolab (Cicogna e Soares, 2003b).

Os valores da demanda em cada intervalo de tempo foram considerados iguais à capacidade instalada do subsistema do estudo. Foi assumida a hipótese determinística para as vazões naturais afluentes a cada reservatório. Considerou-se as vazões mensais de cada usina igual à média de longo termo (MLT). A partir do histórico de vazões (de maio/1931 a abril/1998), percebe-se que os reservatórios das usinas atingem seus valores máximos, na maior

[1] http://www.ons.org.br/operacao/vazoes_naturais.aspx

[2] Vale salientar algumas diferenças no modelo adotado pelo HydroMax e o modelo do algoritmo proposto. Modelo HydroMax minimiza a complementação não hidráulica e considera a perda de carga hidráulica e volume médio do reservatório no cálculo da altura da queda líquida.

parte dos anos, sempre no mês de maio. É em maio, com os reservatórios cheios, que se iniciam as execuções do algoritmo. Considerando a função objetivo penalizada, os reservatórios tendem a voltar ao nível máximo no último período de tempo, ao mesmo tempo que o algoritmo tenta minimizar a complementação térmica.

Para a validação do algoritmo e análises dos resultados foram escolhidas as usinas de Furnas e Água Vermelha (pertencentes ao Rio Grande, na região Sudeste do Brasil) e um período de 12 meses (escolhido em virtude da sazonalidade apresentada nas bacias escolhidas para o estudo, típicas da região Sudeste). Além disso, os estudos de otimização de sistemas hidrelétricos em ambientes determinísticos com horizontes maiores (até 5 anos) revelaram a repetição do comportamento dos sistemas quanto à trajetória de volume armazenado, partindo sempre do volume máximo em início de maio e recuperando o máximo de armazenamento ao final do mês de abril de cada ano. Ou seja, mesmo que estudados horizontes maiores que um ano, o comportamento ótimo dos sistemas hidrelétricos faz uso predominante da regularização intra-anual (Francato, 1997).

Apresenta-se a seguir o resultado da melhor rodada de testes, considerando 2 usinas (Furnas e Água Vermelha), T = 12 meses, M = 0,75, 100 indivíduos e 500 gerações. Tempo de execução: 4 segundos. Tempo de execução do modelo HydroMax: 0,25 segundos.

Observa-se na Figura 1, que os resultados para os reservatórios de Furnas e Água Vermelha. O reservatório de Furnas sofreu deplecionamento enquanto Água Vermelha não sofreu grandes alterações, uma característica de soluções que maximizam a produtividade em cascata (Cicogna e Soares, 2005): a usina a montante (Furnas) regulariza a vazão afluente das usinas a jusante (Água Vermelha).

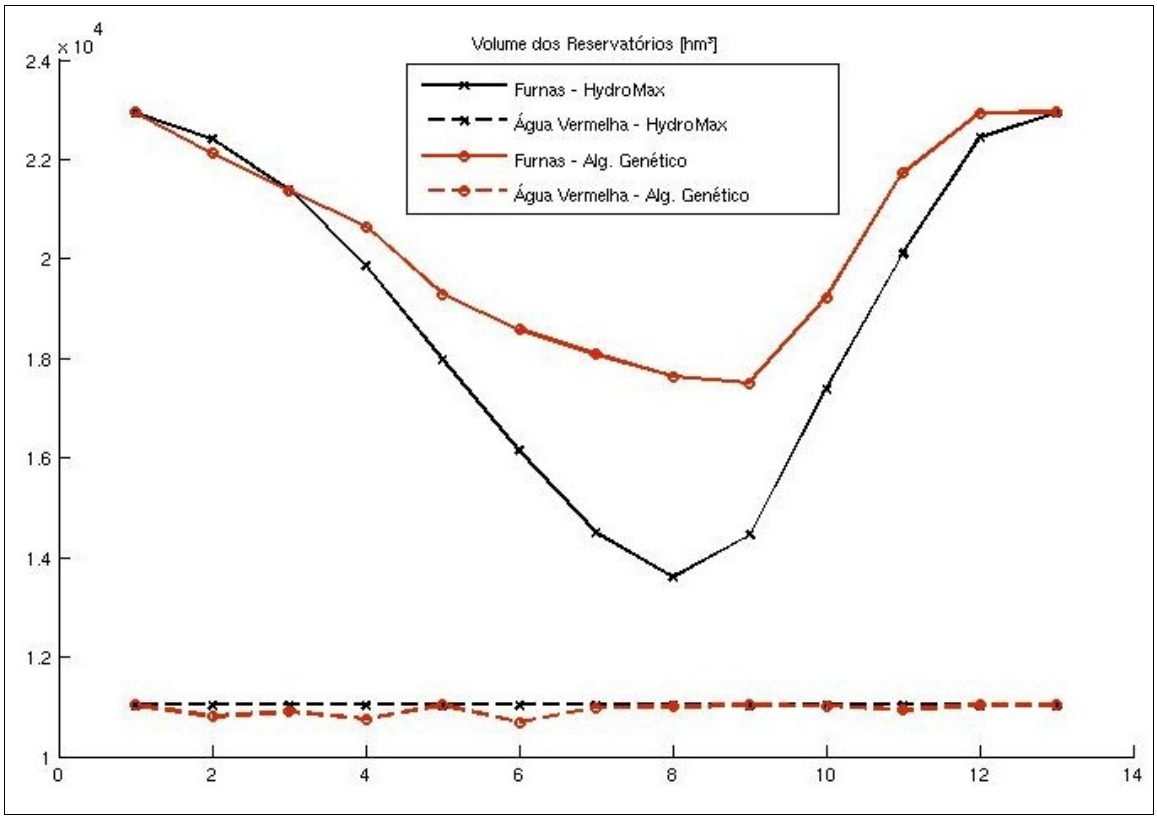

Figura 1. Volumes dos reservatórios [hm³].

Observa-se também que a função objetivo penalizada conseguiu fazer com que os volumes dos reservatórios retornassem ao nível máximo. O modelo HydroMax e o Algoritmo Genético obtiveram resultados com características semelhantes.

Os resultados de Geração Hidrelétrica e Complementação Térmica, para o Algoritmo Genético e para o modelo HydroMax estão apresentados nas Tabelas 1 e 2. O Algoritmo Genético gerou 362.6 MW a mais com as hidrelétricas, logo obteve a menor complementação térmica. A solução do Algoritmo Genético obteve menor deplecionamento do reservatório de Furnas. Como a geração hidrelétrica é função do volume dos reservatórios, isso justifica a diferença de geração obtida.

	Algoritmo Genético			HydroMax		
	Geração Hidrelétrica		Geração	Geração Hidrelétrica		Geração
	Furnas	Água Vermelha	Térmica	Furnas	Água Vermelha	Térmica
maio	869.2	1145.0	835.8	766.8	1031.6	1051.6
junho	735.1	905.7	1209.2	818.5	978.8	1052.7
julho	641.7	817.6	1390.7	861.1	933.6	1055.2
agosto	760.9	754.4	1334.7	887.5	903.3	1059.1
setembro	569.7	746.7	1533.6	887.7	899.1	1063.2
outubro	559.0	644.4	1646.6	859.3	924.4	1066.2
novembro	711.0	891.4	1247.6	807.8	975.8	1066.5
dezembro	1002.6	1294.3	553.1	686.7	1102.9	1060.4
janeiro	848.5	1540.4	461.2	498.9	1303	1048.1
fevereiro	554.3	1506.5	789.2	427	1388.9	1034.1
março	824.5	1538.0	487.5	493.6	1335.1	1021.3
abril	818.7	1292.9	738.5	657.5	1181	1011.5
Total	8895.3	13077.2	12227.5	8652.4	12957.5	12589.9

Tabela 1. Geração Hidrelétrica e Térmica [MW] (mensais).

	Algoritmo Genético		HydroMax	
Geração Hidrelétrica (MW)	21972.5	64.20%	21609.9	63.20%
Geração Térmica (MW)	12227.5	35.80%	12589.9	36.80%

Tabela 2. Geração Hidrelétrica e Térmica [MW] (totais).

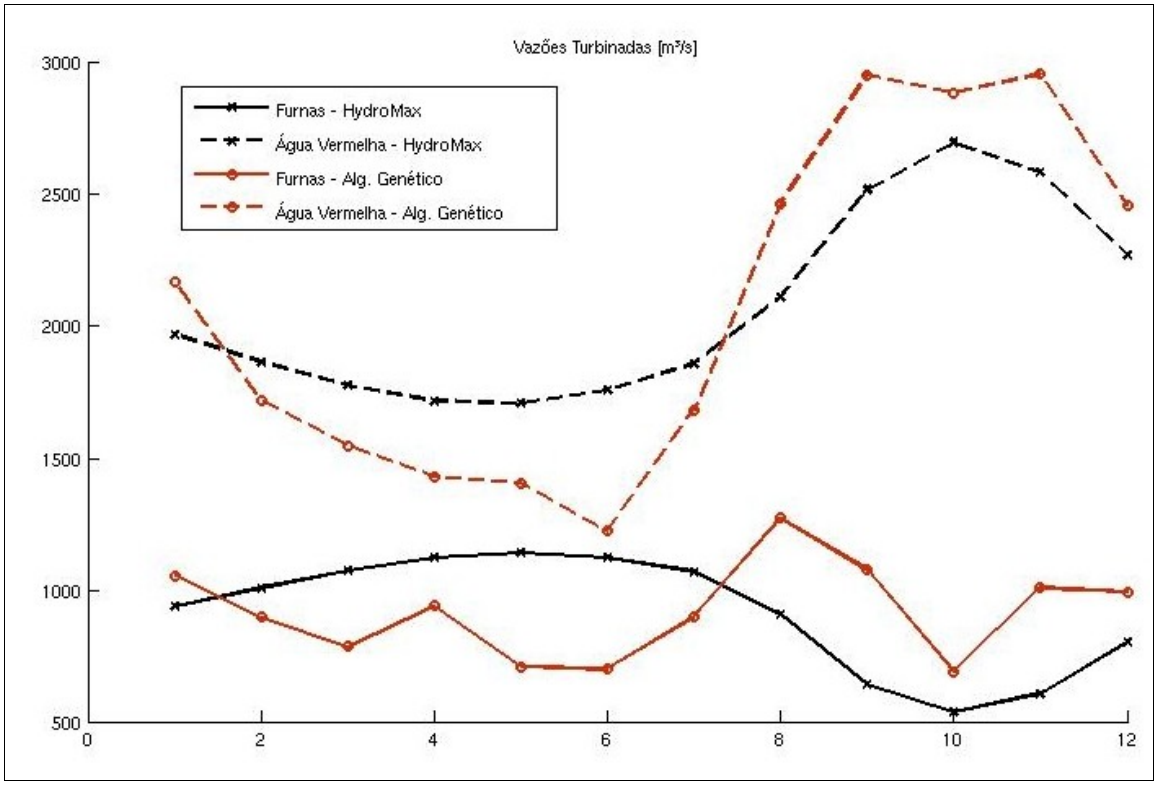

Figura 2. Vazões turbinadas [m³/s].

Por outro lado, analisando as vazões turbinadas (Figura 2), observa-se que o modelo HydroMax obteve uma solução com características mais uniformes e suaves do que o Algoritmo Genético proposto. Dada a importância da vazão turbinada no cálculo da geração hidrelétrica, esta sofrerá o mesmo comportamento e por consequência, a geração térmica também. Trabalhos futuros incluirão a tentativa de suavização das soluções. Tanto no Algoritmo Genético proposto quanto no modelo HydroMax, não ocorreram vertimentos, em nenhuma das usinas; logo as defluências das usinas são iguais às vazões turbinadas. O vertimento corresponde a um desperdício de energia hidrelétrica e consequentemente, maiores gastos com geração térmica.

As vazões de turbinagem, defluência, turbinagem máxima, defluência mínima e afluências, para as usinas de Furnas e Água Vermelha, obtidas com o Algoritmo Genético, estão representadas nas Figuras 3 e 4, respectivamente.

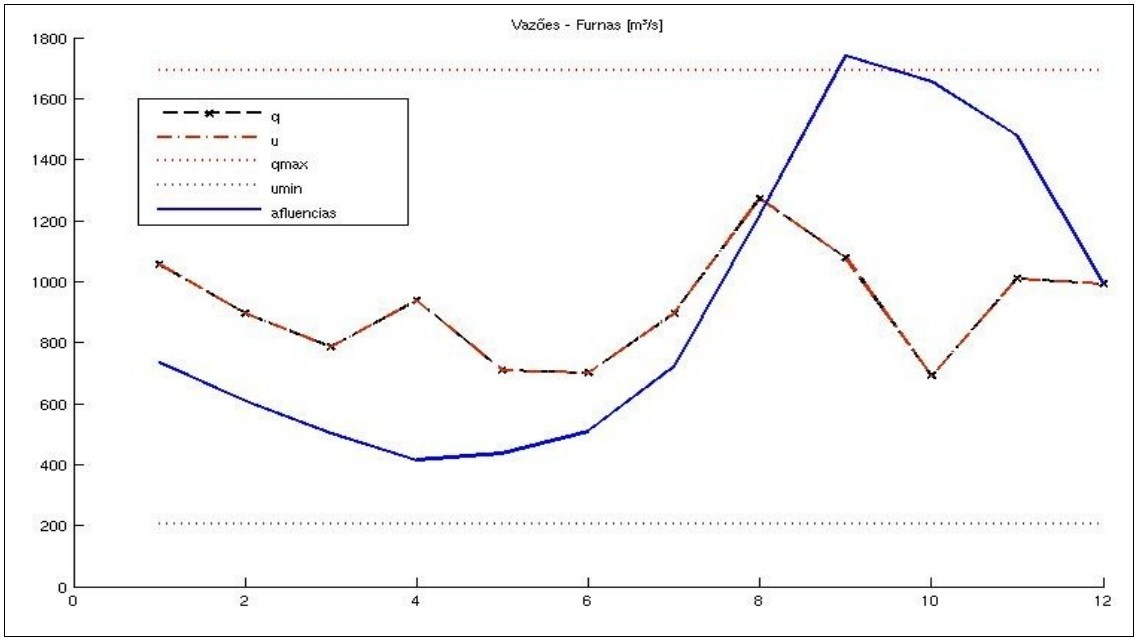

Figura 3. Algoritmo Genético - Vazões (Furnas) [m³/s].

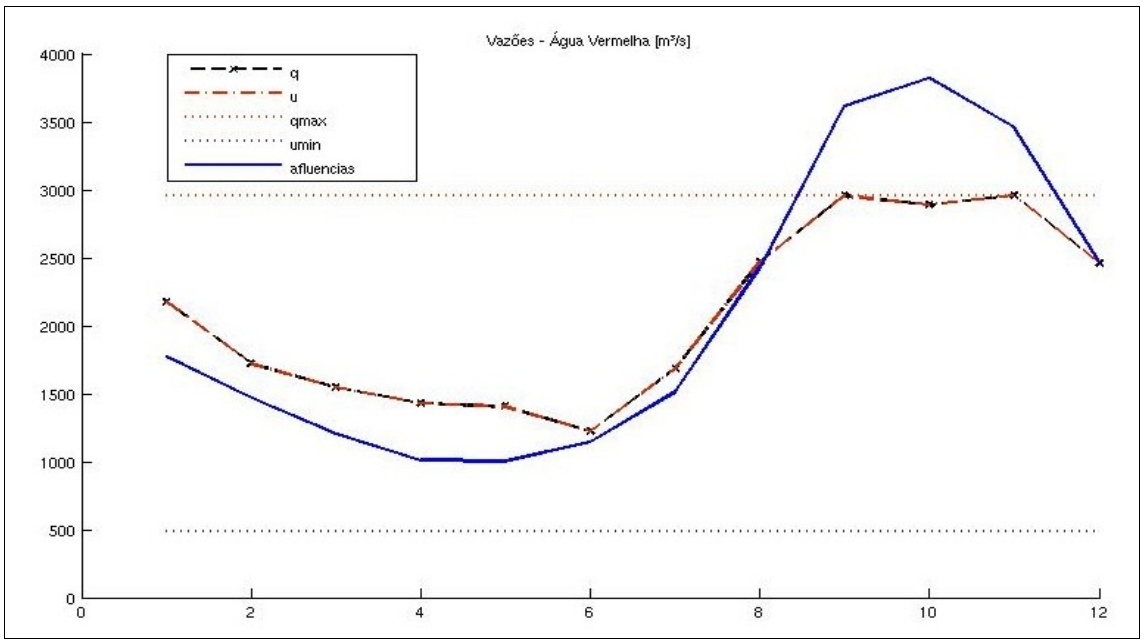

Figura 4. Algoritmo Genético - Vazões (Água Vermelha) [m³/s].

Na usina de Furnas, os primeiros meses correspondem ao período de seca (maio a novembro, período de baixa afluência) e a vazão turbinada é maior que a vazão afluente (Figura 3). Com isso o reservatório é deplecionado (Figura 1). De dezembro até abril (período de cheia, maiores afluências), a usina reduz a vazão turbinada, ficando abaixo da vazão afluente. Isto faz com que o reservatório recupere o armazenamento até atingir o máximo novamente no último intervalo de tempo.

A usina de Água Vermelha manteve seu reservatório cheio (Figura 1) durante a maior parte do tempo (apenas pequenas baixas em junho, agosto e outubro). No período de cheia, a vazão turbinada atinge o limite máximo (Figura 4). Neste período, só não ocorre vertimento porque a defluência de Furnas (a montante) é alterada pela otimização (diminui neste período), regularizando a afluência de Água Vermelha.

O algoritmo proposto também foi capaz de encontrar soluções alternativas. Por exemplo, maior geração hidrelétrica, porém com maior deplecionamento dos reservatórios. Soluções alternativas também podem ser obtidas variando o valor do parâmetro de penalidade (M), variando assim a importância do volume dos reservatórios em relação à minimização da complementação térmica.

Na segunda parte dos testes, 4 usinas foram selecionadas: Furnas, Peixoto, Marimbondo e Água Vermelha (pertencentes ao Rio Grande, região Sudeste), um horizonte de planejamento T de 24 meses, M = 20 (penalidade aplicada aos volumes finais das usinas no final do primeiro ano e no final do segundo ano), 100 indivíduos, 500 gerações. Tempo de execução: 20 segundos. Tempo de execução do modelo HydroMax: 1,55 segundos.

Os volumes dos reservatórios das 4 usinas, obtidos com o modelo HydroMax e com o Algoritmo proposto estão apresentados nas Figuras 5 e 6, respectivamente.

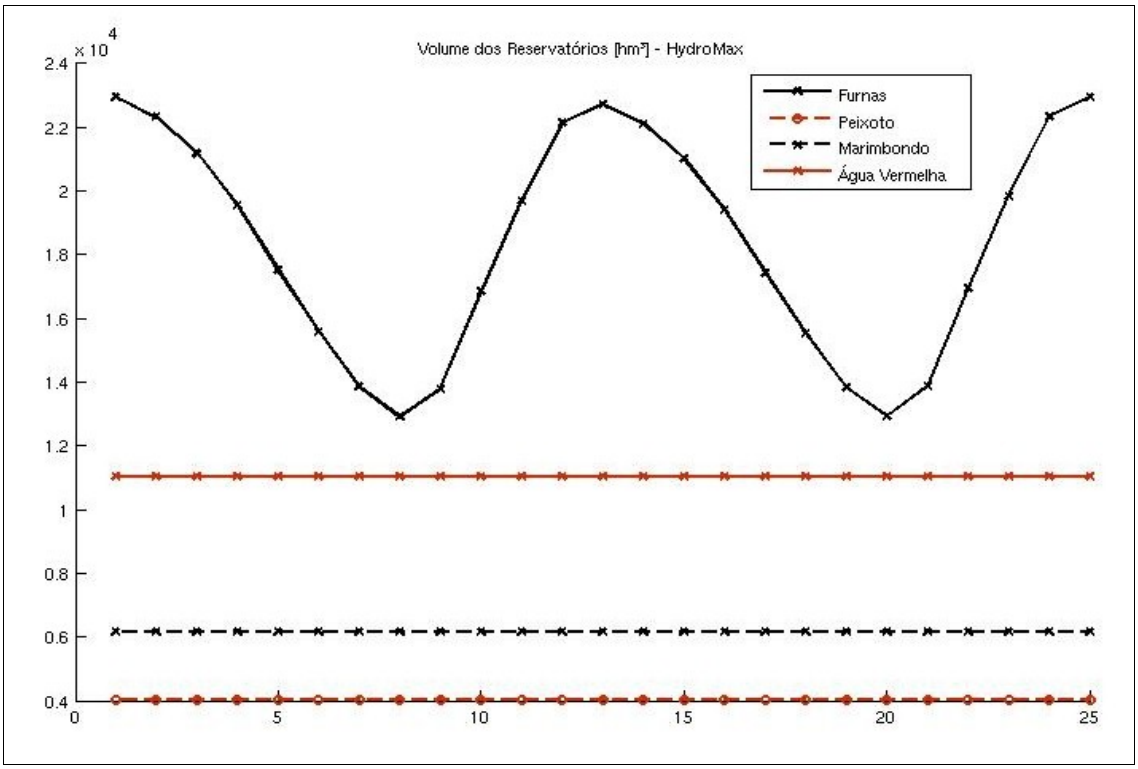

Figura 5. HydroMax – Volumes dos reservatórios [hm³].

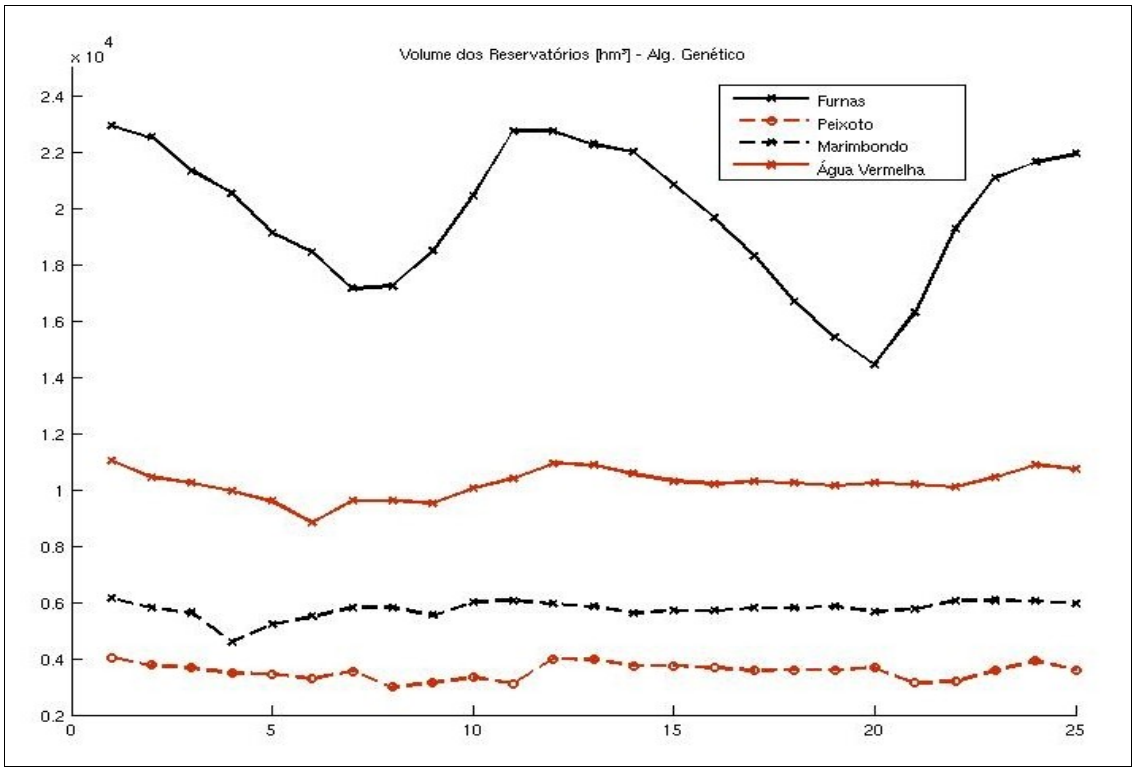

Figura 6. Algoritmo Genético – Volumes dos reservatórios [hm³].

Os resultados de Geração Hidrelétrica e Complementação Térmica, para o Algoritmo Genético proposto e para o modelo HydroMax estão apresentados na Tabela 3.

	Algoritmo Genético		HydroMax	
Geração Hidrelétrica	75569.7	64.13%	75559.3	64.12%
Geração Térmica	42270.3	35.87%	42280.5	35.88%

Tabela 3. Geração Hidrelétrica e Térmica [MW] (totais).

Em relação à geração total (Tabela 3) os dois métodos obtiveram resultados compatíveis. Observa-se também uma semelhança no comportamento dos gráficos do reservatório de Furnas; com o modelo HydroMax e com o Algoritmo Genético proposto, o reservatório sofre deplecionamentos em meados do primeiro e segundo anos, mas recupera seu máximo no final dos mesmos. Já para as usinas de Peixoto, Marimbondo e Água Vermelha, os volumes obtidos com o Algoritmo Genético sofreram pequenas variações durante os anos; no modelo HydroMax, se mantiveram constantes. Então, embora a geração total tenha sido a mesma, para os dois métodos, as duas soluções são diferentes.

Os testes foram realizados em uma plataforma Linux, processador Intel Core i5 3.2 GHz e 4 Gb de memória RAM.

6. Conclusões

Os Algoritmos Genéticos demonstraram possuir grande potencial na resolução deste problema, tanto em relação à qualidade das soluções obtidas quanto no tempo de processamento necessário para a obtenção destas soluções.

Esse algoritmo trabalha com um conjunto de soluções, denominado população, e otimiza cada solução em paralelo. Essa característica possibilita obter como resultado final, não apenas um ótimo local com qualidade próximo ou igual ao ótimo global, mas também soluções distintas com boa qualidade que podem ser usadas como alternativas. Isso pode ser interessante para o

problema de Planejamento Hidrelétrico uma vez que esse é um problema que sofre variações no tempo.

Dentre os trabalhos futuros, novos experimentos estão sendo realizados e também incluem a implementação de operadores de suavização da vazões turbinadas e, consequentemente, da geração térmica. Operadores de uniformização dos volumes dos reservatórios das usinas jusantes também serão propostos pois sabe-se que as usinas a montante sofrem maior variação de volume por terem a função de regularizar o sistema.

Finalmente, a característica multimodal descrita acima que leva a possibilidade de encontrar soluções alternativas também será estudada de forma aprofundada.

A otimização do tempo de execução do algoritmo também será realizada.

Agradecimentos

Agradecemos à CAPES e à FAPESP pelo apoio financeiro.

Referências

Bäck, T., Fogel, D. B. e Michalewicz, Z. (2000a). Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators, Institute of Physics Publishing, Bristol, UK.

Bäck, T., Fogel, D. B. e Michalewicz, Z. (2000b). Evolutionary Computation 2: Advanced Algorithms and Operators, Institute of Physics Publishing, Bristol, UK.

CEPEL. (2007). Modelo NEWAVE, Manual de Referência, versão 13.0.

Cicogna, M. A. e Soares, S. (2003a). Um Sistema Gerenciador de Dados Cadastrais para as Usinas Hidrelétricas Brasileiras. Anais do XV SBRH – Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Curitiba.

Cicogna, M. A. e Soares, S. (2003b). Sistema de Suporte à Decisão para o Planejamento e a Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica, Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas.

Cicogna, M. A. e Soares, S. (2005). Hydrolab: Manual de Características da Produção de Energia Elétrica.

Coello, C. A. C. (2002). Evolutionary Multiobjective Optimization:. Past, Present and Future, CINVESTAV-IPN, Depto. de Ingeniería Eléctrica, Sección de Computación, México.

Francato, A. L. (1997). Contribuição ao Estudo das Propriedades Ótimas da Operação de Sistemas Hidroelétricos, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Civil, Universidade Estadual de Campinas.

Leite, P. T., Carneiro, A. A. F. M., Carvalho, A. C. P. L. F. (2006). Aplicação de Algoritmos Genéticos na determinação da Operação ótima de Sistemas Hidrotérmicos de Potência. Revista Controle & Automação, 17(1), 81-88.

Man, K.F., Tang, K.S., Kwong, S. (1996). Genetic Algorithms: Concepts and Applications, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 43 (5), 519-534.

Zambon, R. C. (2008). Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Grande Porte, Tese de Doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.