**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE HIDRÁULICA E SANEAMENTO**

**ESTUDO DA OPERAÇÃO OTIMIZADA APLICADA A UM SISTEMA DE
RESERVATÓRIOS DESTINADO À GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Luiz Sérgio Vasconcelos do Nascimento

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 Hidráulica e Saneamento.

Orientadora: Luisa Fernanda Ribeiro Reis

**SÃO CARLOS
2006**

*À minha família e à minha futura
esposa Geórgia, realizadores de todo o
esforço por mim.*

*“Há homens que lutam um dia, e são
bons;
Há outros que lutam um ano, e são
melhores;
Há aqueles que lutam muitos anos, e
são muito bons;
Porém há os que lutam toda a vida
Estes são os imprescindíveis.”
(Bertold Brecht)*

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, por todas as coisas boas que tenho.

À Professora Luisa Fernanda Ribeiro Reis, orientadora e amiga sempre presente, pela competente orientação e dedicação a este trabalho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela bolsa de estudos concedida.

À minha querida avó Amélia (*in memoriam*) pelo exemplo de vida e constante incentivo em minha formação pessoal.

Aos Professores Nilson Campos e Ticiania Studart, pelos indispensáveis ensinamentos e incentivos para minha formação acadêmica.

Às secretárias do Departamento de Hidráulica e Saneamento, Sá, Pavi e Rose, por toda a atenção e carinho demonstrados.

A todos os professores, colegas e funcionários do Departamento de Hidráulica e Saneamento da EESC/USP, pelo excelente convívio durante o período de realização deste trabalho.

Aos amigos de São Carlos, em especial a turma da república Rapadura e agregados, pelo companheirismo e amizade de todas as horas.

Aos meus pais Luis e Fátima e à minha irmã Katiuscia, por todo incentivo ao meu crescimento pessoal e profissional não só nesta fase, mas em toda minha vida.

Um agradecimento especial gostaria de dar, dividindo os eventuais méritos deste trabalho, à minha futura esposa Geórgia, um presente que Deus me deu, por fazer parte da minha vida e ser compreensiva ao suportar minha ausência, necessária à realização deste trabalho, apoiando e estimulando-me para o meu crescimento profissional.

Às minhas grandes amigas Bia, Roberta e Aline, pela convivência, proporcionando-me muitos momentos de alegria nesta difícil jornada.

Enfim, a todos que de alguma maneira contribuíram para a realização deste trabalho e eu, não por demérito destes, deixei de citar.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA.....	1
2. OBJETIVOS	4
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
3.1. Uso de Modelos de Otimização.....	5
3.2. Métodos de Otimização Aplicados à Operação de Sistemas de Reservatórios.....	7
3.2.1. Programação Linear (PL)	7
3.2.2. Programação Dinâmica (PD).....	9
3.2.3. Programação Não-Linear (PNL)	14
3.2.4. Algoritmos Genéticos (AGs).....	15
3.2.5. Outras Técnicas	18
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....	21
4.1. Materiais	21
4.2. Métodos	21
4.2.1. Modelagem de Sistemas de Reservatórios	22
4.2.2. Formulação Geral do Problema.....	23
4.2.3. Metodologia Utilizada	25
4.2.4. Implementação Computacional do Método.....	28
5. ALGORITMOS GENÉTICOS	33
5.1. Definições Básicas – Terminologia.....	35
5.2. Visualização Geral dos AGs.....	37
5.3. Implementação dos AGs.....	39
5.4. Tipos de AGs.	41
5.5. Representação das Soluções	41
5.6. Problemas de Convergências.....	42
5.7. Critério de Parada e Tamanho da População.....	42
5.8. Processo de Seleção.....	43
5.8.1. Seleção por Ordenamento.....	43
5.8.2. Roda da Roleta	44
5.8.3. Seleção por Torneio.....	46
5.8.4. Seleção Uniforme	46
5.8.5. Seleção por Amostragem Determinística	46
5.8.6. <i>Stochastic Remainder Sampling (SRS)</i>	47
5.9. Recombinação (<i>Crossover</i>)	47
5.9.1. Recombinação de Um ponto	48
5.9.2. Recombinação de Dois pontos	48
5.9.3. Recombinação Uniforme.....	49
5.9.4. Recombinação Aritmética	49

5.9.5.	Recombinação <i>BLX-α</i>	50
5.10.	Mutação	50
6.	OUTRAS TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO EMPREGADAS.....	51
6.1.	Algoritmo SIMPLEX de Nelder e Mead (1965)	51
6.2.	Programação Linear Sucessiva.....	55
7.	ESTUDO DE CASO	58
7.1.	O Sistema São Francisco	58
7.1.1.	Características Gerais	58
7.1.2.	Dados Básicos dos Reservatórios	63
7.1.3.	Restrições Operativas	65
7.1.4.	Demandas para Irrigação	67
8.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	70
8.1.	Análise dos Operadores Genéticos	70
8.2.	Determinação do FRC	76
8.3.	Refinamento das Soluções.....	83
8.4.	Comparação dos Resultados.....	89
9.	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	103
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 7.1: Características físicas e hidroclimáticas da bacia do rio São Francisco.....	59
Tabela 7.2: Reservatórios/Usinas no Rio São Francisco.....	61
Tabela 7.3: Dados Físicos das Usinas.	64
Tabela 7.4: Evaporação Líquida Mensal (mm).	64
Tabela 7.5: Polinômio cota-volume.	64
Tabela 7.6: Polinômio turbinamento máximo-queda.	64
Tabela 7.7: Polinômio cota de jusante-vazao defluente.	65
Tabela 7.8: Polinômio área-cota.....	65
Tabela 7.9: Principais restrições operativas do sistema do rio São Francisco.	65
Tabela 7.10: Volumes de Espera no Rio São Francisco – Ciclo 2002/2003.....	66
Tabela 7.11 (cont.): Volumes de Espera no Rio São Francisco – Ciclo 2002/2003.	67
Tabela 7.12: Estimativas para Área Irrigada na Bacia do Rio São Francisco (ha).....	67
Tabela 7.13 (cont.): Estimativas para Área Irrigada na Bacia do Rio São Francisco (ha) ..	68
Tabela 7.14: Estimativa da Vazão Média Anual Retirada para Irrigação na Bacia do Rio São Francisco (m ³ /s).....	68
Tabela 7.15 (cont.): Estimativa da Vazão Média Anual Retirada para Irrigação na Bacia do Rio São Francisco (m ³ /s).....	68
Tabela 7.16: Fator de Sazonalidade Médio para as Demandas na Bacia do Rio São Francisco.....	69
Tabela 8.1: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 10, 25, 50 e 75 iterações de AG.	85
Tabela 8.2: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 100, 125, 150 e 175 iterações de AG.	87

Tabela 8.3: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 200, 225, 250 e 1500 iterações de AG.	88
Tabela 8.4: Estatística dos Pesos obtidos para a série histórica completa.....	92
Tabela 8.5: Energia média mensal (MW) gerada para cada cenário estudado.....	102

LISTA DE FIGURAS

Figura 4.1: Representação esquemática de uma usina hidrelétrica.	23
Figura 4.2: Fluxograma do código implementado (parte 1).	29
Figura 4.3: Fluxograma do código implementado (parte 2).	30
Figura 4.4: Fluxograma do código implementado (parte 3).	31
Figura 5.1: Metodologia de aplicação do AG.	40
Figura 5.2: Exemplo de aplicação da Roda da Roleta.	44
Figura 5.3: Método da Roleta convencional.	45
Figura 5.4: Método da Roleta com a utilização do <i>ranking</i>	45
Figura 5.5: Exemplo da recombinação de um ponto.	48
Figura 5.6: Exemplo da recombinação de dois pontos.	49
Figura 7.1: Mapa da bacia do rio São Francisco	61
Figura 7.2: Esquema topológico dos reservatórios do rio São Francisco.	62
Figura 8.1: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,7.	72
Figura 8.2: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,8.	72
Figura 8.3: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,9.	73
Figura 8.4: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 1,0.	73
Figura 8.5: Evolução da função de aptidão média para os diferentes tipos de seleção.	74
Figura 8.6: Evolução da função de aptidão média para os diferentes tipos de recombinação.	75

Figura 8.7: Evolução da função de aptidão para os seis valores de G adotados.	77
Figura 8.8: Evolução da função de aptidão para as seis faixas de pesos adotadas.	77
Figura 8.9: Evolução da função de aptidão para a faixa 1 dos pesos e para a constante $G = 10$	78
Figura 8.10: Evolução da função de aptidão para a faixa 2 dos pesos e para a constante $G = 50$	79
Figura 8.11: Evolução da função de aptidão para a faixa 3 dos pesos e para a constante $G = 100$	79
Figura 8.12: Evolução da função de aptidão para a faixa 4 dos pesos e para a constante $G = 200$	80
Figura 8.13: Evolução da função de aptidão para a faixa 5 dos pesos e para a constante $G = 500$	80
Figura 8.14: Evolução da função de aptidão para a faixa 6 dos pesos e para a constante $G = 1000$	81
Figura 8.15: Valores médios dos pesos compensatórios para cada multiplicador G	82
Figura 8.16: Evolução da função de aptidão para as 30 populações geradas após 1500 gerações.	84
Figura 8.17: Desvio da função de aptidão obtido em relação ao AG com 1500 geração.....	85
Figura 8.18: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário úmido.....	93
Figura 8.19: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário úmido.	94
Figura 8.20: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário úmido.....	94
Figura 8.21: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário mediano.	95
Figura 8.22: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário mediano.....	95
Figura 8.23: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário mediano.	96

Figura 8.24: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário seco.....	96
Figura 8.25: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário seco.....	97
Figura 8.26: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário seco.	97
Figura 8.27: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário crítico.....	98
Figura 8.28: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário crítico.	98
Figura 8.29: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário crítico.....	99
Figura 8.30: Trajetória de armazenamentos (Cenário Úmido).....	99
Figura 8.31: Trajetória de armazenamentos (Cenário Mediano).....	100
Figura 8.32: Trajetória de armazenamentos (Cenário Seco).	100
Figura 8.33: Trajetória de armazenamentos (Cenário Crítico).....	101

RESUMO

NASCIMENTO, L.S.V (2006). Estudo da Operação Otimizada aplicada a um Sistema de Reservatórios destinado à Geração de Energia Elétrica. São Carlos, 2006. 111 p. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

Uma das aplicações mais importantes da análise de sistemas no planejamento de recursos hídricos diz respeito à determinação de estratégias operacionais de sistemas de múltiplos reservatórios, elementos indispensáveis aos aproveitamentos hídricos, cuja operação é alvo de análises que podem envolver muitas restrições e variáveis de decisão. Fica evidenciada, portanto, a necessidade de a operação destes ser otimizada, propiciando assim, o seu melhor aproveitamento, com o menor custo para a sociedade. A presente pesquisa estuda a operação otimizada de um sistema de reservatórios destinado a geração de energia elétrica, usando um modelo híbrido composto de algoritmos genéticos e o SIMPLEX de Nelder e Mead acoplado à Programação Linear Sucessiva. Em conformidade com a recente proposta de Reis *et al.* (2005), o problema de otimização é resolvido através da decomposição em subproblemas sequenciais independentes relativos a cada estágio de operação, conectados entre si por supor que os volumes dos reservatórios no final de cada estágio correspondam ao estado do sistema no início do estágio subsequente. Para estimular a utilização mais eficiente dos volumes armazenados, no suprimento das demandas hídricas dos estágios futuros, são aplicados fatores de redução de custo (FRCs) sobre os volumes armazenados remanescentes no final de cada estágio.

Palavras-chave: otimização; sistema de reservatórios; algoritmo genético; Nelder e Mead; programação linear sucessiva.

ABSTRACT

NASCIMENTO, L.S.V (2006). Optimized Operation Study applied to a Hydropower Reservoir System. São Carlos. São Carlos, 2006. 111 p. Dissertation (MSc) – São Carlos Engineering School, São Paulo University.

One of the most important uses for system analysis in water resources planning is the determination of the operational strategy for multiple reservoir systems, fundamental to better water supply, whose operation is the purpose of analysis that may involve many operation constraints and decision variables. Stay clear, so, the need of optimize their operation, creating in this manner, its best utilization with the less cost to society. This research on the optimal operation of a reservoir system has hydropower generation as its main objective. The optimization framework employs a hybrid model which corresponds to a combination of Genetic Algorithms and SIMPLEX of Nelder e Mead before employing Successive Linear Programming. Accordant to recent Reis *et. al* (2005) proposal, the problem of optimizing is solved through decomposition in independents sequential sub problems related to each stage of operation, connected among themselves by supposing that reservoir storage at the end of each stage corresponds to the system state at the beginning of the subsequent stage. To promote the most efficient use of storage for water supply in future stages, FRC (cost reduction factors) are applied on the storage left at the end of each stage.

Keywords: optimization, reservoir systems, genetic algorithm, Nelder and Mead, successive linear programming.

1. INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA

A engenharia de recursos hídricos tem como objetivo promover mudanças qualitativas e quantitativas no sentido de adequar as disponibilidades de água aos padrões de demandas hídricas correspondentes. A grande dificuldade encontrada é referente à complexidade das decisões envolvidas, devido não somente às diferentes possibilidades de projeto e operação dos sistemas, mas também à variabilidade das disponibilidades e demandas de natureza estocástica.

O planejamento de recursos hídricos tem sido amplamente estudado, principalmente no que diz respeito à determinação de regras de operação de sistemas hídricos, em busca de políticas operacionais cada vez mais eficientes.

A adoção de técnicas de otimização para o planejamento e gerenciamento dos sistemas representa um grande avanço na engenharia de recursos hídricos. Tais técnicas devem desempenhar um papel muito importante no projeto e na operação de sistemas complexos, pois não se pode mais utilizar critérios de dimensionamento e operação destituídos de qualquer justificativa, seja econômica ou de qualquer outra natureza, ou operar esses sistemas com base em regras empíricas.

Assim, a análise de sistemas destaca-se dentre as técnicas utilizadas para resolver problemas de engenharia de recursos hídricos. Uma das aplicações mais importantes da análise de sistemas diz respeito ao planejamento da operação de reservatórios, elementos indispensáveis aos sistemas de aproveitamentos hídricos, cuja operação é alvo de análises que podem envolver muitas restrições e variáveis de decisão.

A maioria dos modelos de otimização aplicados à resolução do problema de operação de reservatórios é baseada em alguma técnica de programação matemática, que pode ser aplicada com um enfoque determinístico ou estocástico, cuja escolha depende do período

de planejamento, das características do sistema considerado, da avaliação dos dados e dos objetivos e restrições existentes.

Os modelos de otimização são classificados em duas categorias: modelos de otimização que visam o planejamento de sistemas hídricos e modelos de otimização para a operação de tais sistemas.

Segundo Simonovic (1992), de uma maneira simplista, os problemas envolvendo reservatórios podem ser divididos da seguinte forma: determinar a capacidade do reservatório para prover uma dada demanda com certo grau de confiabilidade ou determinar a vazão regularizável de um reservatório com uma garantia estabelecida em função da capacidade do reservatório, considerando curtos ou longos períodos de planejamento. O autor afirma que, independente do caso em estudo, as relações entre as afluições, capacidade de armazenamento, vazão regularizável e garantia de regularização da operação dos reservatórios devem ser encontradas.

Pereira e Pinto (1985) estabelecem que o objetivo da operação otimizada de reservatórios é encontrar estratégias de operação para cada estágio do período de planejamento, de acordo com o estado inicial do sistema. Tais autores afirmam que a operação ótima de um sistema de reservatórios é caracterizada pela dependência entre a decisão tomada em um dado estágio do horizonte de planejamento e as futuras consequências desta decisão. Características como a existência de múltiplos reservatórios interconectados e a necessidade de otimização para um horizonte de operação extenso, aliadas às não-linearidades inerentes a tais sistemas, tornam os respectivos problemas complexos. Assim, diversas aproximações para a resolução do problema vêm sendo apresentadas na literatura, envolvendo a simplificação do sistema físico real, tratamento determinístico, etc.

Recentemente, os Algoritmos Genéticos (AG) transformaram-se em uma das técnicas preferidas de otimização da operação de sistemas de reservatórios por diversos pesquisadores (Wardlaw e Sharif, 1999, Cai et al., 2001 e Reis e Pinheiro, 2005) por mostrarem-se eficazes no tratamento de problemas de otimização complexos, não-lineares e discretos.

Dentro do contexto acima exposto, o presente trabalho enfoca o problema da operação de sistemas de reservatórios, aplicando e propondo modificações no método recentemente proposto por Reis *et al.* (2005), cujas vantagens incluem a possibilidade de representação detalhada do sistema em estudo e a obtenção de parâmetros úteis à sua operação futura. Este trabalho busca contribuir para o aprimoramento da operação da operação ótima de sistemas de reservatórios, pois alia as vantagens do referido método ao emprego da Programação Linear Sucessiva para dar tratamento às não-linearidades do problema.

2. OBJETIVOS

Face ao exposto anteriormente, definiu-se como objetivo geral do presente trabalho o estudo da operação ótima de um sistema de reservatórios destinado à geração de energia elétrica. A maior parte das análises e avaliações propostas será feita com base em um estudo de caso do sistema de reservatórios existentes na bacia do rio São Francisco. Nesta bacia encontram-se grandes reservatórios para geração de energia elétrica, cujas usinas estão integradas ao Sistema Interligado Nacional (SIN) e suas regras de operação são atualmente definidas pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Mais especificamente, os objetivos deste projeto podem ser definidos como:

- Revisar a problemática de operação dos reservatórios;
- Investigar o modelo recentemente proposto por Reis *et al.* (2005) aplicado a um sistema real de reservatórios destinado à geração de energia elétrica e adaptá-lo ao caso em estudo e;
- Buscar técnicas de otimização promissoras para adequar as características do sistema em pauta e desenvolver regras operacionais para os reservatórios do sistema.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Uso de Modelos de Otimização

Muitas técnicas de otimização já foram aplicadas para o estudo da operação de sistemas hídricos, principalmente com o intuito de planejamento. Dentro deste estudo, destaca-se a operação de sistemas de múltiplos reservatórios, com a busca por regras de operação ótimas para o seu planejamento e operação sendo uma das maiores áreas pesquisadas.

As restrições típicas dos problemas de operação de reservatórios incluem as equações de conservação de massa (continuidade), volumes máximos e mínimos como condições de contorno, limitações operacionais dos equipamentos utilizados e obrigações legais, contratuais e institucionais referentes aos objetivos propostos para o sistema estudado.

Muitos autores realizaram extensas revisões da literatura sobre técnicas de otimização aplicadas à operação de reservatórios, dentre os quais se podem citar Yeh (1985), Simonovic (1992), ReVelle (1997) e mais recentemente Labadie (2004). As revisões existentes dão um maior enfoque às técnicas de otimização tradicionais.

Os vários objetivos do gerenciamento dos sistemas de recursos hídricos constituídos de reservatórios visam promover o desenvolvimento econômico, social, ambiental, etc. Para Wurbs (1993), os objetivos dos modelos de otimização utilizados para esse fim devem envolver a alocação da água dos reservatórios associada às afluências, a minimização dos riscos de escassez decorrentes de períodos de estiagem, a otimização dos benefícios do uso da água e a minimização dos impactos ambientais.

Segundo Barros *et al.* (2003), em geral os métodos de otimização aplicados à operação otimizada de reservatórios incluem os seguintes algoritmos:

- Programação Linear;

- Programação Quadrática;
- Programação Dinâmica;
- Programação Não-Linear;
- Programação Inteira Mista;
- Algoritmos de Busca.

Reis & Akutsu (2002) chamam a atenção para técnicas de otimização alternativas que não necessitam de aproximações e simplificações, como agregação seguida de decomposição do sistema de reservatórios estudado. Os autores apontam como pertencentes a essa categoria de modelos os algoritmos genéticos (AGs), as redes neurais artificiais (RNA) e técnicas como *Simulated Annealing* (SA) e *Ant Colony Algorithms* (ACAs), com os AGs e ACA's pertencentes à categoria dos Algoritmos Evolucionários (AE's).

Labadie (2004) destaca a importância da aplicação de métodos de programação heurísticos, indicando a utilização dos algoritmos genéticos em conjunto com modelos de simulação dos sistemas reais como uma boa alternativa.

Foued & Sameh (2001) buscaram determinar regras de decisão para satisfazer os objetivos conflitantes de minimização da salinidade do centro Bejeoua e minimização do custo de elevação da água entre Echkel e Bejeoua. O problema foi caracterizado por três principais propriedades: a característica aleatória de alguns parâmetros, os múltiplos objetivos e o aspecto dinâmico do sistema. A vazão e a demanda foram consideradas aleatórias, pois a primeira depende da chuva e a segunda depende da economia e das condições climáticas, importantes para o controle de cheias e determinação de períodos de seca. No caso, as demandas para irrigação e consumo humano devem ser satisfeitas. Para a resolução do problema de um sistema de múltiplos reservatórios, eles escolheram a técnica

de programação de metas estocástica. Utilizaram a simplificação de que a demanda e as afluências aos reservatórios eram independentes da evaporação, e vice versa.

Ponnambalam *et. al* (2003) sugeriram a utilização de técnicas que possam produzir resultados diretamente utilizáveis pelos operadores de reservatórios para problemas reais. Os autores propuseram o uso de algumas ferramentas de otimização (integradas ou sozinhas) para resolver o problema de dedução das regras de operação.

Lopes *et al.* (2003) propuseram uma metodologia para a operação de reservatórios, considerando os usos múltiplos, que foi implantada numa planilha Excel com uso de macros em VBA (*Visual Basic for Applications*) e uso da ferramenta *SOLVER*, adotando-se o sistema São Francisco como caso de estudo.

A seguir realiza-se uma breve introdução sobre os principais métodos de otimização aplicados à operação de sistemas de reservatórios.

3.2. Métodos de Otimização Aplicados à Operação de Sistemas de Reservatórios

3.2.1. Programação Linear (PL)

A aplicação da programação linear requer que tanto a Função Objetivo como as restrições sejam expressas através de relações lineares das variáveis de decisão ou controle.

Um problema de PL é expresso como:

$$\underset{x}{Min} \ (Max) \ Z = C^T \cdot X \quad (3.1)$$

sujeito a:

$$AX \geq b, \ b \geq 0 \quad (3.2)$$

em que:

C = vetor de dimensão n dos coeficientes da função objetivo;

X = vetor de dimensão n das variáveis de decisão;

b = vetor de dimensão m das constantes das restrições;

A =matriz ($m \times n$) dos coeficientes das restrições;

T = operação de transposição de matrizes.

Segundo Yeh (1985), a primeira aplicação de programação linear na operação determinística de reservatórios foi feita por Dorfman¹ (1962). O autor utilizou a técnica para um problema simplificado de um único reservatório, em que as vazões se repetiam a cada ano com certeza e existiam dois períodos distintos, um seco e outro úmido.

Yeh (1985) afirma que as aplicações de PL aos problemas de reservatórios têm geralmente o objetivo de minimizar o custo (ou maximizar a capacidade) das unidades a serem construídas ou maximizar os benefícios dependentes do armazenamento e das liberações.

Segundo Nash e Sofer (1996), uma das técnicas de otimização favoritas para a modelagem de sistemas de reservatórios é o algoritmo simplex de programação linear e suas variações. Os autores apontam como vantagens da programação linear as seguintes:

- Possibilidade de resolução eficiente de problemas de grande escala;
- Convergência para soluções que apontam o ótimo global;
- Não requerer que soluções iniciais sejam definidas;
- Abundância de pacotes computacionais para a resolução dos problemas.

Em aplicações, como as que envolvem geração de energia elétrica, em que a função objetivo ou as restrições possuem equações não-lineares, devem-se realizar aproximações como a linearização das funções que apresentam as relações não lineares entre as variáveis de decisão, o que pode comprometer os resultados.

¹ DORFMAN, R. **Mathematical models: The multi-structure approach. Design of water resources systems**. A. Maass *et al.*, eds., Havard University Press, Cambridge, Mass., 1962.

Bessa *et al.* (2003) realizaram um estudo comparando diferentes formas de otimização, com a utilização de programação linear determinística e heurística seguida de simulação numérica dos resultados, que visavam à maximização da energia elétrica gerada. Embora beneficiado pelo uso de rotinas comercialmente disponíveis, o uso da programação linear acarretou simplificações devido à necessidade de linearização das relações típicas entre as variáveis de decisão. Uma atenção especial foi dada ao desvio padrão dos desempenhos, pois, segundo os autores, este permite a avaliação da estabilidade da política operacional.

Oliveira e Lanna (1997) também aplicaram conjuntamente um modelo de programação linear com um modelo de simulação para o desenvolvimento de regras de operação de um sistema composto por cinco reservatórios para abastecimento de demandas urbanas e de irrigação na bacia do rio Acaraú, no estado do Ceará. Segundo os autores, o uso conjunto dos dois modelos faz com que a simulação real da operação supra as limitações impostas pela linearização do problema, decorrentes das aproximações necessárias.

3.2.2. Programação Dinâmica (PD)

Formulada por Richard Bellman em 1957, a programação dinâmica (PD) é um procedimento para otimização de processos interligados serialmente, ou seja, de múltiplos estágios de decisão (REIS, 1990).

A programação dinâmica é amplamente utilizada em problemas na área de recursos hídricos devido ao fato de poder decompor os problemas complexos, com um grande número de variáveis, em uma série de subproblemas que são resolvidos recursivamente,

além de que suas formulações podem conter funções não-lineares e a possibilidade de se considerar a estocasticidade do problema.

O maior problema relatado na literatura acerca da utilização da programação dinâmica diz respeito ao mal da dimensionalidade. Segundo Votruba (1988), a dimensão de um problema de PD cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado, fato esse que ficou conhecido como a “maldição da dimensionalidade”. Ao se considerar as afluências e as demandas aleatórias, o número de variáveis de estado do modelo cresce demasiadamente.

Os problemas de programação dinâmica são representados de forma serial e progressiva e podem ser resolvidos *backward* ou *forward*. Apesar de não existir razão especial para a escolha de um ou outro procedimento, o modo *backward* é normalmente utilizado. Um típico problema de PD pode ser representado através da equação recursiva *backward* como:

$$f_n(X_n) = \underset{d_n}{\text{Max}}[r_n(x_n, d_n) + f_{n-1}(x_{n-1})] \quad (3.3)$$

em que:

x é a variável de estado;

d é uma variável decisão;

r é uma função de retorno,

n é um estágio;

$x_{n-1} = t_n(x_n, d_n)$ é a equação de transformação de estado para um estágio n ;

$f_0(x_0)$ é calculada para todos os estados.

Segundo Yeh² (1982) *apud* Reis (1990), a programação dinâmica pode ser classificada em:

- PD incremental e diferencial discreta;
- PD incremental com aproximações sucessivas;
- PD estocástica;
- PD sob restrições de confiabilidade;
- Princípio da otimalidade progressiva.

Pereira e Pinto (1985) desenvolveram uma metodologia para produzir em cada estágio do período de planejamento a decisão mais econômica de geração para cada usina de um sistema de reservatórios. O algoritmo foi baseado em uma extensão estocástica da decomposição de Benders e, segundo os autores, pode ser facilmente implementado em qualquer modelo de operação e os resultados podem ser usados em alocações semanais ou mensais para a determinação das regras de operação do sistema. Ainda, segundo os autores, o custo da dimensionalidade do problema pode ser resolvido reduzindo as variáveis de estado, mantendo a estocasticidade (métodos de agregação e desagregação) ou ignorando o caráter estocástico das vazões, conservando a representação detalhada do sistema de geração.

Em termos computacionais, o algoritmo proposto apresenta as seguintes vantagens:

- Provê, a cada iteração, limites superior e inferior da solução ótima, permitindo uma eficiente combinação entre os esforços computacionais e a precisão dos resultados;

² YEH, W.W.G. **State of the art Review-Theories and Applications of Systems Analysis Techniques of a Reservoir Systems**. Rep. UCLAENG-82-85, Water Resou. Progr. School of Eng. and Appl. Sci., Univ. Calif., Los Angeles, Calif., Junho, 1982.

- Acomoda qualquer modelo de geração de afluências sintéticas, o que é especialmente interessante para os sistemas brasileiros, para os quais, os modelos autoregressivos de lag 1 usuais não tem dado bons resultados;
- Decompõe o problema de otimização em sucessivos problemas de um estágio, os quais podem ser resolvidos iterativamente;
- Os subproblemas de um estágio, em cada nível, podem ser resolvidos independentemente, sendo possível a aplicação de técnicas de processamento paralelo.

Os autores apresentaram uma aplicação para um sistema hidrotérmico composto de 37 reservatórios interligados, correspondentes ao sistema sul-sudeste brasileiro. Tal metodologia foi aplicada pela Eletrobrás e em diversos países.

Braga *et al.* (1991) utilizaram a técnica de programação dinâmica estocástica, visando a redução do esforço computacional, para a otimização da produção de energia elétrica em um sistema de reservatórios localizado no Estado de São Paulo. Os autores aplicaram um modelo de programação dinâmica determinística para a obtenção de regras de operação que foram utilizadas na programação dinâmica estocástica. A pesquisa mostrou que a combinação dos dois modelos reduziu o problema da dimensionalidade da programação dinâmica estocástica.

Ferrero e Rivera (1998) desenvolveram um novo algoritmo baseado em programação dinâmica para a operação de sistemas de reservatórios. A proposta do método foi de minimizar a soma dos custos de dois estágios consecutivos, formulando a operação como função do volume armazenado nos reservatórios em um período.

Mello Jr. e Matos (1999) utilizaram um modelo de Programação Dinâmica estocástica para um problema de otimização do uso da água no Estado de Sergipe. A

natureza estocástica do problema se faz presente nas variáveis de afluência e demanda para irrigação. As afluências ao reservatório foram consideradas como um processo markoviano de primeira ordem, ou seja, um processo estocástico em que qualquer estágio depende somente do estágio anterior. Como forma de reduzir o número de variáveis a cada estágio foi aplicado um processo de convolução, em que as duas variáveis (afluências e demandas para a irrigação) foram substituídas por uma nova variável aleatória, definida pelos autores. Segundo estes, o modelo forneceu, sem grande esforço computacional, resultados compatíveis com um modelo de programação linear durante oito meses de operação.

Faber e Stedinger (2001) utilizaram programação dinâmica estocástica amostral em conjunto com uma previsão de afluências por conjunto. Esta previsão foi a base da programação dinâmica estocástica amostral. Segundo os autores, a previsão de afluências por conjunto representa um grande avanço na determinação da variabilidade das vazões e na descrição de suas correlações temporais e espaciais.

Cervellera *et al.* (2006) apresentaram uma solução numérica baseada em programação dinâmica estocástica para problemas de dimensão elevada. Segundo os autores, os resultados mostram como a dimensão do problema se eleva com o aumento do número de bacias envolvidas e o tipo de modelo utilizado para a geração de afluências. Eles afirmam que o problema da dimensionalidade pode ser contornado com a utilização de redes neurais para aproximar o valor da função objetivo aliada a uma eficiente discretização espacial dos estados.

3.2.3. Programação Não-Linear (PNL)

Diversas são as técnicas de programação não-linear aplicáveis na resolução de problemas em que a função objetivo e/ou as restrições expressam relações não-lineares de variáveis de decisão, problemas típicos da engenharia.

Muitos problemas de otimização de sistemas de reservatórios não podem ser modelados de uma forma real através de linearizações e devem ser resolvidos diretamente por programação não-linear, principalmente quando a função objetivo ou as restrições incluem as equações da geração de energia elétrica.

As principais desvantagens apontadas na programação não-linear é que a solução ótima não pode ser garantida e a carga computacional é muito intensa, o que limita as aplicações.

Os algoritmos de programação não-linear mais utilizados na literatura sobre a otimização da operação de reservatórios são:

- Programação linear sucessiva;
- Programação quadrática seqüencial;
- Método dos multiplicadores de lagrange;
- Método do gradiente reduzido generalizado.

Hiew (1987)³ *apud* Labadie (2004) realizou uma comparação entre a evolução dos algoritmos de Programação Linear Sucessiva, Método do Gradiente Generalizado e Programação Quadrática Seqüencial para um sistema de sete reservatórios destinados à geração de energia elétrica. Segundo o autor, a Programação Linear Sucessiva foi o método que apresentou a melhor eficiência computacional.

³ Hiew, K. **Optimization algorithms for large scale multi-reservoir hydropower systems**. PhD dissertation, Dept. of Civil Engineering, Colorado State Univ., Ft. Collins, Colo., 1987.

Grygier e Stedinger (1985) também chegaram à conclusão de que o algoritmo de Programação Linear Sucessiva foi o mais eficiente entre os algoritmos de programação matemática avaliados para a operação ótima de reservatórios destinados à geração de energia elétrica.

Barros *et al.* (2003) aplicaram o modelo SISOPT, desenvolvido pela Universidade de São Paulo em conjunto com a *University of California*, a um sistema de 75 hidroelétricas brasileiras, considerando múltiplos objetivos e a otimização de uma combinação de funções objetivo. Foram considerados como modelos de otimização a programação linear e a programação linear sucessiva. Foi analisado o aspecto da não-linearidade das funções objetivo e conclui-se que, para o planejamento da operação, a programação linear é suficiente. A programação linear sucessiva também produziu bons resultados com uma rápida convergência para o ótimo, apresentando resultados mais apurados e mostrando-se indicada para operações em tempo real.

Albuquerque *et al.* (2003) fizeram uso da programação não-linear para a operação integrada otimizada de cinco reservatórios situados no Estado de Pernambuco, através do modelo ORNAP, que opera em nível mensal e permite inferir o comportamento do sistema para vários cenários hidroclimáticos. A otimização visou à maximização de benefícios líquidos advindos da agricultura irrigada e da piscicultura com considerações determinísticas de diferentes cenários de simulação.

3.2.4. Algoritmos Genéticos (AGs)

A literatura que descreve as aplicações AGs para sistemas de reservatórios não é muito extensa. Boas introduções sobre os AGs foram dadas por Goldberg (1989) e Michalewicz (1992).

Oliveira & Loucks (1997) estimaram regras de operação para um sistema de múltiplos reservatórios utilizando algoritmos genéticos. O desempenho dos AGs foi avaliado através do índice de desempenho definido pelos autores. Estes consideraram as regras de operação e as funções de balanço como funções lineares por partes. Os autores estabeleceram que a regra operacional fosse determinada por quatro segmentos de reta, para os quais três pontos de inflexão deveriam ser determinados via AGs. Os pontos de inflexão definiam o conjunto de variáveis de decisão que maximizavam o desempenho do sistema.

Orero e Irving (1998) aplicaram Algoritmos Genéticos para o planejamento da operação horária de um sistema de reservatórios em cascata destinado à geração de energia elétrica, com a consideração acerca de todas as não-linearidades do problema. Segundo os autores, os Algoritmos Genéticos apresentaram boas soluções para a determinação da operação, principalmente se os seus parâmetros forem determinados adequadamente.

Wardlaw & Sharif (1999) exploraram o potencial de implementações alternativas de algoritmos genéticos (AGs) para o problema da operação de quatro reservatórios com uma abordagem determinística em um horizonte finito. Segundo os autores, os AGs apresentaram soluções consistentes e aceitáveis para o problema, conseguindo a reprodução da solução ótima global. Concluíram que a implementação dos AGs baseada em uma representação dos valores reais, incorporação da seleção competitiva por torneio, elitismo, crossover e mutação uniformes operaram com maior eficiência e produziram melhores resultados. Os autores recomendam uma probabilidade de crossover de 0,70 como a mais apropriada para o problema.

Cai *et al.* (2001) combinaram os algoritmos genéticos com a programação linear para otimizar um sistemas de cinco reservatórios destinados à geração de energia elétrica e ao abastecimento d'água. Em sua proposta, os autores identificam as variáveis ditas

“complicativas” do problema e as tornam fixas, possibilitando a resolução do problema via programação linear. Estas variáveis fixadas são, então, determinadas pelos Algoritmos Genéticos. Os autores afirmam que se as variáveis “complicativas” forem determinadas adequadamente, os Algoritmos Genéticos conseguem encontrar boas soluções para o problema.

Reis & Akutsu (2002) aplicaram algoritmos genéticos a um sistema hipotético de quatro reservatórios, considerando o estado inicial do sistema conhecido. Uma atenção especial foi dada à ordem de grandeza dos pesos associados às restrições do problema e à influência dos volumes armazenados inicialmente nos reservatórios.

Leite *et. al* (2002) estudaram a utilização dos algoritmos genéticos no planejamento de sistemas de reservatórios de grande porte, sujeitos à não-linearidades. Os autores investigaram diversas configurações para os AGs na aplicação de reservatórios em cascata e destinados à geração de energia elétrica.

Celeste *et al.* (2003) aplicaram um modelo de otimização baseado em algoritmos genéticos para determinar a alocação hídrica ótima de um sistema de recursos hídricos, em tempo real, sujeito a usos múltiplos e responsável pelo abastecimento d’água da cidade de Matsuyama, localizada no Japão. Segundo os autores, o AG mostrou-se mais eficaz que a programação quadrática sequencial, técnica tradicional baseada em cálculo, com base nos resultados obtidos via simulação. É sugerida a aplicação de AGs para a operação de sistemas de larga escala e dimensionamento de reservatórios com maior número de variáveis envolvidas.

Barán *et al.* (2005) utilizaram algoritmos genéticos multiobjetivo para otimizar a operação de reservatórios considerando quatro objetivos: minimizar o custo da energia

elétrica, o custo de manutenção, os picos máximos de energia e a variação do nível d'água nos reservatórios.

Tospornsampan *et al.* (2005) aplicaram os algoritmos genéticos combinados com a programação dinâmica diferencial discreta para otimizar a operação de um sistema de múltiplos reservatórios. O objetivo da otimização foi minimizar o déficit total de irrigação durante os períodos de seca. Os resultados foram comparados com a utilização de um algoritmo genético modificado. Os autores afirmam que a utilização combinada dos algoritmos genéticos e programação dinâmica diferencial discreta aproximou-se dos algoritmos genéticos modificados com um esforço computacional muito menor. Entretanto, uma ressalva é feita à dimensionalidade do problema, que pode acarretar dificuldades na utilização da programação dinâmica diferencial discreta.

Reis *et al.* (2005) propuseram recentemente um procedimento alternativo para incorporar a variabilidade de afluências naturais na forma proposta por Pereira e Pinto (1985) utilizando AGs. Esta técnica mostrou-se viável e promissora em produzir os parâmetros para a operação futura dos sistemas estudados, mas precisa ser avaliada para sistemas reais de graus de complexidade diversos e sem simplificações, propósito este perseguido no presente trabalho.

3.2.5. Outras Técnicas

Outras técnicas como o algoritmo SIMPLEX de Nelder e Mead (1965), redes neurais, programação *fuzzy* e *simulated annealing* são também utilizadas na otimização da operação de reservatórios.

Cardoso (2003) aplicou o algoritmo simplex de Nelder e Mead juntamente com a simulação da operação e incorporado à previsão de afluência a um sistema de reservatórios localizado no Estado do Ceará, a partir de índices climáticos. Segundo o autor, apesar da

aplicação de um algoritmo de otimização de busca local, os resultados mostraram-se satisfatórios quando comparados com a operação histórica realizada.

As redes neurais artificiais são métodos matemáticos baseados nas funções desenvolvidas pelo cérebro humano, através de mecanismos de transmissão de estímulos e produção de respostas do sistema nervoso.

Naresh e Sharma (2000) aplicaram redes neurais para a otimização da operação de um sistema de reservatórios considerando a geração de energia e o atendimento da demanda para a irrigação. O algoritmo foi comparado com uma metodologia de penalidades na função objetivo e demonstrou um bom potencial para o mesmo.

Os conceitos da programação *fuzzy* foram introduzidos por Zadeh em 1965, que foi o pioneiro na aplicação da *Lógica Fuzzy*. A programação através da lógica *Fuzzy* pode ser feita de duas maneiras: 1) tentando modelar o comportamento de um especialista; 2) relacionando uma série de saídas com uma série de entradas em um “modelo-livre”, conhecido como método de Inferência *Fuzzy*.

Jairaj e Vedula (2000) utilizaram a lógica *Fuzzy* como alternativa à programação dinâmica estocástica para a otimização de um sistema de reservatórios. A metodologia foi aplicada à um sistema com vários reservatórios em paralelo à montante e um único reservatório a jusante, visando a minimização da soma dos desvios das retiradas para irrigação em relação à uma curva de demanda. A incerteza gerada pela afluência aos reservatórios também foi tratada através da lógica *Fuzzy*. Segundo os autores, os resultados mostraram claramente que a aplicação da lógica *Fuzzy* juntamente com um algoritmo de programação linear mostrou-se satisfatória com uma redução do esforço computacional quando comparado com a programação dinâmica estocástica.

Dhillon *et al.* (2001) aplicaram também lógica *Fuzzy* para a otimização de um sistema de reservatórios destinado à geração de energia elétrica, com a consideração explícita das variáveis de decisão do problema.

Simulated Annealing (AS) é uma poderosa técnica para solucionar muitos problemas de otimização. Ele tem a capacidade de escapar de mínimos locais com a incorporação de funções de aceitação ou rejeição de novas soluções. Esta técnica foi a primeira na otimização combinatória, em que as funções de custo são definidas em um domínio discreto. Entretanto, muitos problemas de otimização aplicam *Simulated Annealing* com funções definidas em variáveis contínuas.

Ramesh *et al.* (2002) aplicaram *Simulated Annealing* para a otimização de um sistema de quatro reservatórios localizados em Manitoba no Canadá. Os resultados obtidos foram comparados com um algoritmo de programação não-linear Inteira Mista. Segundo os autores, os resultados obtidos através da *Simulated Annealing* podem ser utilizados para obter soluções perto do ótimo com um reduzido esforço computacional quando comparado com a técnica de programação não-linear aplicada.

Mantawy *et al.* (2003) utilizaram *Simulated Annealing* para resolver o problema do planejamento da operação de reservatórios. Os autores propuseram um novo algoritmo de geração aleatória de soluções viáveis para o problema, considerando as não-linearidades e as variáveis envolvidas contínuas. Os autores afirmam que a utilização do algoritmo proposto reduziu o número de iterações necessárias para a obtenção da solução ótima.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Materiais

O trabalho de pesquisa aqui proposto é de natureza computacional, requerendo recursos como microcomputador e *software*. Foi utilizado um computador Pentium IV 2.4 Mhz e 512 Mb de memória ram e um compilador *open source* de linguagem de programação C++ Dev C++, além de planilhas eletrônicas. Estes recursos encontram-se disponíveis no laboratório de simulação numérica (LABSIN), do Departamento de Hidráulica e Saneamento (SHS) da Escola de Engenharia de São Carlos.

Utilizou-se como ferramentas para a otimização os Algoritmos Genéticos hibridizados com o algoritmo de busca local Nelder e Mead, acoplados à Programação Linear Sucessiva como alternativa à Programação Linear empregada originalmente por Reis *et al.* (2005). Desta forma foi possível o tratamento mais abrangente das não-linearidades do problema da operação de reservatórios com vistas à geração de energia elétrica.

4.2. Métodos

A metodologia utilizada neste trabalho pretende contribuir para o aprimoramento da modelagem de sistemas de reservatórios visando, primordialmente, a geração de energia elétrica, função principal dos sistemas de reservatórios de grande porte existentes no Brasil, mas com considerações sobre os demais usos da água existentes nesses sistemas, como os benefícios associados ao uso da água o abastecimento (irrigação, industrial e urbano), o controle de cheias e a recreação e o lazer. Como se trata de uma metodologia geral, esta poderá ser aplicada a qualquer sistema de reservatórios.

Como forma de delimitar os métodos empregados, serão apresentados os aspectos teóricos sobre a modelagem de sistemas de reservatórios e será descrita a proposta de Reis *et al.* (2005). A seguir serão apresentadas as modificações feitas nesta proposta que foram investigadas no presente trabalho.

4.2.1. Modelagem de Sistemas de Reservatórios

A modelagem matemática da operação de sistemas de reservatórios pode ser feita com base em modelos de simulação e/ou em modelos de otimização visando maximizar os benefícios ou minimizar os prejuízos oriundos da operação durante o período de planejamento, de acordo com o passo temporal adotado (horário, semanal, mensal, etc.).

No caso dos modelos de otimização, caso estudado na presente pesquisa, estes buscam atender, através da maximização ou minimização de uma função objetivo, as metas estabelecidas para a operação do sistema. Para isto, esses modelos determinam valores para as chamadas variáveis de decisão que resultem em uma solução ótima para o problema. Devem ser considerados todos os limites físicos e operacionais como equações de restrições. No caso da operação de reservatórios, são exemplos típicos de restrições as equações de balanço hídrico e os limites de capacidade dos reservatórios, dentre outras. As principais dificuldades associadas aos modelos de otimização estão relacionadas com o porte do problema, com as características das funções-objetivo e equações de restrição e com a precisão requerida para solução do problema.

Segundo Brandão (2004), as principais funções objetivo associadas à otimização da operação de reservatórios podem ser formuladas como a busca da maximização dos benefícios do sistema, minimização dos desvios quadráticos em relação a uma curva guia de operação, minimização dos desvios quadráticos em relação a uma curva de demanda ou minimização dos vertimentos.

4.2.2. Formulação Geral do Problema

A figura 4.1 representa um esquema típico dos elementos tratados no problema de operação de reservatórios para a geração de energia elétrica, com suas principais entradas e retiradas hídricas.

Figura 4.1: Representação esquemática de uma usina hidrelétrica.

A otimização da operação de um sistema de reservatórios para a geração de energia elétrica pode ser formulado para minimizar o importe da energia necessária para suprir a demanda desse sistema. Matematicamente, o problema pode ser proposto da seguinte forma:

Função Objetivo: Minimizar IMP_t (4.1)

Variáveis de Decisão: $V_t(i)$, $Q_t(i)$ e $Q_v(i)$.

Equações Auxiliares:

$$V(i) = a_4(i).h(i)^4 + a_3(i).h(i)^3 + a_2(i).h(i)^2 + a_1(i).h(i) + a_0(i) \quad (4.2)$$

$$A(i) = b_4(i).h(i)^4 + b_3(i).h(i)^3 + b_2(i).h(i)^2 + b_1(i).h(i) + b_0(i) \quad (4.3)$$

$$Q_d(i) = Q_v(i) + Q_t(i) \quad (4.4)$$

$$h_j(i) = c_4(i) \cdot Q_d(i)^4 + c_3(i) \cdot Q_d(i)^3 + c_2(i) \cdot Q_d(i)^2 + c_1(i) \cdot Q_d(i) + c_0(i) \quad (4.5)$$

$$\rho_t(i) = 9,81 \cdot 10^3 \cdot \eta_g \cdot \eta_t \cdot \eta_h \cdot \left[\frac{h_{t+1}(i) + h_t(i)}{2} - h_{j_{t+1}}(i) \right] \quad (4.6)$$

Restrições do problema:

$$V_{t+1}(i) = V_t(i) + Q_a(i) - Q_t(i) - Q_v(i) - Ev_t(i) \cdot \frac{A_t(i) + A_{t+1}(i)}{2} + \sum_{j \in M} [Q_t(j) + Q_v(j)] \quad (4.7)$$

$$V_{\min}(i) \leq V_{t+1}(i) \leq V_{\max}(i) \quad (4.8)$$

$$Q_{d_{\min}}(i) \leq Q_d(i) \leq Q_{d_{\max}}(i) \quad (4.9)$$

$$Q_t(i) \leq Q_{t_{\max}} \quad (4.10)$$

$$\sum_{i \in N} [\rho_t(i) \cdot Q_t(i)] + IMP_t = L_t \quad (4.11)$$

$$Q_v(i), Q_t(i) \geq 0 \quad (4.12)$$

em que:

V = Volume armazenado no reservatório;

Q_a = Vazão afluyente ao reservatório;

Q_t = Vazão turbinada pelo reservatório;

Q_v = Vazão vertida pelo reservatório;

A = Área superficial do espelho d'água do reservatório;

Ev = Lâmina d'água evaporada a partir da superfície;

Q_d = Vazão defluente ao reservatório;

L = Demanda de energia do sistema;

IMP = Importe necessário para suprimento da demanda (L_t) de energia do sistema;

ρ = Característica de geração das turbinas do sistema;

η_g, η_t, η_h = rendimento médio do gerador, turbina e circuito hidráulico (adução e restituição) respectivamente. Esses rendimentos variam com a vazão turbinada e a queda, mas podem ser considerados constantes para uma discretização temporal mensal;

t = Índice que representa a discretização temporal;

i = Índice que representa os reservatórios do sistema;

M_i = Conjunto de reservatórios imediatamente a montante do reservatório i ;

N = Número de reservatórios do sistema.

Observa-se que há não-linearidades na função objetivo e nas restrições, pois a geração de energia é função não linear da vazão defluente e a evaporação é função não-linear do volume armazenado pelo reservatório, como mostram as equações 4.2 a 4.6.

4.2.3. Metodologia Utilizada

Para a otimização da operação do sistema de reservatórios estudado, seguiu-se a metodologia proposta por Reis *et al.* (2005). Os autores apresentaram uma aproximação estocástica alternativa ao método de decomposição de Benders proposto por Pereira & Pinto (1985), com a utilização dos Algoritmos Genéticos e Programação Linear.

A proposta sugere a resolução do problema de otimização do sistema de reservatórios assumindo a otimização de subproblemas sequenciais independentes relativos a cada estágio de operação, conectados entre si por supor que os volumes dos reservatórios no final de cada estágio correspondam ao estado do sistema no início do estágio subsequente. A otimização desses subproblemas foi feita através da Programação Linear.

Para estimular a utilização mais eficiente dos volumes armazenados, no suprimento das demandas hídricas dos estágios futuros, são aplicados fatores de redução de custo (FRCs) sobre os volumes armazenados remanescentes no final de cada estágio e

introduzidos como forma de penalidades negativas (incentivos) na função objetivo dos seriados problemas de PL. Esses FRCs são vetores de pesos que variam de acordo com a sazonalidade (período do ano) e o reservatório considerado.

No referido trabalho, os autores utilizaram Algoritmos Genéticos para determinar os FRCs, denominadas variáveis indiretas do problema, em busca da minimização do custo de importe hídrico do período total de planejamento. Esses dois passos de otimização, obtidos através da hibridização de PL e AG, foram necessários para a obtenção dos valores mais adequados para os pesos em questão.

Uma vez conhecidos os valores FRCs, a decisão do problema consiste na determinação das variáveis de decisão operacionais (vazões turbinadas, vertidas, volumes dos reservatórios no final dos estágios), através da resolução de sucessivos problemas de PL, ao longo de estruturas que podem representar possibilidades em termos das afluências naturais futuras.

Os resultados obtidos revelaram desempenho satisfatório, com a possibilidade de enquadramento da operação futura do sistema com o suporte dos parâmetros indiretos determinados.

Reis *et al.* (2005) consideraram algumas simplificações para tornar o problema da operação de reservatórios linear. Assim, não foram computadas as perdas hídricas decorrentes da evaporação a partir do espelho d'água dos reservatórios e considerou-se constante a característica de geração de cada usina, que depende da variação temporal do nível d'água dos reservatórios. Reis e Pinheiro (2005) empregaram o mesmo método iterativamente para incorporar a evaporação, aplicado ao macro-sistema de reservatórios de abastecimento de Fortaleza (CE).

O presente trabalho utiliza a mesma metodologia proposta por Reis *et al.* (2005). Para a incorporação da evaporação e da variação da característica de geração de cada usina, foi utilizado um algoritmo não-linear de Programação Linear Sucessiva.

Na proposta original de Reis *et al.* (2005), os problemas seriados de otimização para cada estágio consistiam na minimização do importe conforme a equação 4.11, acrescido da função “estímulo” à manutenção do armazenamento nos reservatórios, formulada da seguinte forma:

$$\text{Minimizar } \text{IMP}_t - \text{FRC}_t \cdot V_{t+1} \quad (4.13)$$

sujeito às mesmas restrições apresentadas pelas equações 4.7 a 4.12, em que G é uma constante multiplicadora necessária para correção da ordem de grandeza dos coeficientes da função “estímulo”:

$$\text{FRC}_{ij} = G \cdot w_j \cdot w_{i+12} \quad (4.14)$$

sendo:

FRC_{ij} = fator de redução de custo aplicado ao reservatório i no mês j .

w_j = peso associado ao mês j ;

w_{i+12} = peso associado ao reservatório i .

Os pesos tiveram uma faixa de variação definida pelos autores entre 0 e 1. Por este motivo, fez-se necessário o uso da constante multiplicadora G .

No presente trabalho, para a resolução dos problemas seriados, considerou-se como função objetivo a maximização da energia total gerada pelo sistema, que é função direta da vazão turbinada total pelos reservatórios. Desta forma, a equação 4.13 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\text{Maximizar } \sum_{i \in N} [\rho_t(i) \cdot Q_t(i)] + \text{FRC}_t \cdot V_{t+1} \quad (4.15)$$

Para a determinação dos Fatores de Redução de custo, a presente pesquisa também utilizou Algoritmos Genéticos como forma de determinar estas variáveis indiretas do problema. Um refinamento das soluções foi proposto com a utilização do algoritmo de busca local SIMPLEX de Nelder e Mead (1965).

A busca realizada por estes algoritmos também visou à maximização da energia total gerada pelo sistema, de uma forma global em todo o período temporal.

Como forma de investigar a influência da aplicação da constante multiplicadora G na evolução dos resultados e na rapidez de convergência, os resultados da otimização com e sem a utilização desta constante foram comparados.

Para os casos em que não se utilizou a constante multiplicadora G , os pesos referentes aos meses e aos reservatórios tiveram suas faixas de variação ampliadas entre diversos intervalos.

4.2.4. Implementação Computacional do Método

Com o objetivo de implementar o método proposto por Reis *et. al* (2005), um programa computacional em linguagem C++ foi desenvolvido, cujo fluxograma é representado a seguir.

Foi utilizada a Biblioteca em C++ Galib (WALL, 1996) para a otimização via algoritmos genéticos e a biblioteca em C++ LP Solve (BERKELAAR *et. al*, 2004) para a resolução dos problemas via Programação Linear Sucessiva.

Para a aplicação do refinamento das soluções via Nelder e Mead, codificou-se um algoritmo, também em linguagem C++.

A proposta de utilização da Programação Linear Sucessiva para contornar os efeitos das não-linearidades é devido ao seu menor tempo de processamento em relação aos demais algoritmos de programação não-linear e à vantagem de se poder utilizar código de

programação linear padrão. Yeh *et al.* (1979) reportam de maneira completa as vantagens da utilização de PL na operação de reservatórios.

Exemplos da aplicação de Programação Linear Sucessiva na otimização de sistemas de reservatórios podem ser encontrados nos trabalhos de Yeh *et. al* (1979), Tao e Lennox (1991) e Ko *et al.* (1992).

Figura 4.2: Fluxograma do código implementado (parte 1).

Na figura 4.2, W é o vetor de pesos compensatórios e p é a convergência da função de aptidão adotada para o AG.

Figura 4.3: Fluxograma do código implementado (parte 2).

Figura 4.4: Fluxograma do código implementado (parte 3).

Em que mês representa o intervalo mensal da operação corrente, FO é a função objetivo do problema de Programação Linear Sucessiva e ε representa a variação dessa função objetivo.

Foram produzidos, aleatoriamente, valores reais para o vetor W de variáveis de decisão, dentro da faixa pré-estabelecida para elas, ou seja, o intervalo de 0 a 1. O vetor W de pesos compensatórios determinados pelos AGs é composto dos elementos w_j , com $j=1,2,...,12$, relativos aos meses do ano e w_{i+12} , com $i=1,...,5$, relativos aos reservatórios do sistema, cujos produtos, ampliados de G, dão origem aos fatores de redução de custo, representados pela equação 4.14.

Uma forma alternativa à apresentada por Reis *et. al.* (2005) para a determinação dos Fatores de Redução de Custo foi proposta no presente trabalho. Nela, eliminou-se a utilização da constante multiplicadora G e gerou-se diretamente o vetor de pesos W dentro de faixas pré-estabelecidas e de amplitudes variáveis.

Desta forma, como dito anteriormente, pode-se analisar a influência dessa constante multiplicadora na evolução da otimização e na velocidade de convergência dos Algoritmos Genéticos.

5. ALGORITMOS GENÉTICOS

Introduzidos por Holland (1975), os Algoritmos Genéticos são técnicas de busca inspiradas e fundamentadas nos processos de seleção natural. Dada uma população inicial, esta evolui até convergir para uma solução, através da aplicação de operadores genéticos de seleção, cruzamento e mutação.

A teoria da evolução foi descrita por Charles Darwin. A hipótese, apresentada juntamente com Wallace, que chegou as mesmas conclusões independentemente, é de que pequenas variações herdadas pelos seres vivos, juntamente com o processo de seleção natural, provocam as mudanças na natureza e a geração de novas espécies.

Dentre os principais postulados da teoria da evolução de Darwin, na qual os Algoritmos Genéticos se baseiam, podemos citar (Barcellos, 2000):

- Evolução: processo que opera sobre os cromossomos do organismo e não sobre os organismos que os carrega. Desta maneira, o que ocorrer com os organismos, durante sua vida, não irá refletir sobre seus cromossomos. O inverso, entretanto, não é verdadeiro, pois os cromossomos são o projeto e terão reflexo direto sobre todas as características do organismo (o indivíduo é a decodificação de seus cromossomos);
- Seleção Natural: é o elo entre os cromossomos e o desempenho que suas estruturas decodificam. O processo de seleção natural faz com que aqueles cromossomos representativos do organismo mais bem adaptados ao seu meio ambiente sobrevivam e reproduzam mais do que aqueles menos adaptados;
- Reprodução: é o operador através do qual a evolução se caracteriza. Mutações podem causar diferenças entre os cromossomos dos pais e de seus filhos. Além disso, processos de recombinação (*crossover*) podem fazer com que os

cromossomos dos filhos sejam bem diferentes dos de seus pais, uma vez que combinam materiais cromossômicos de dois genitores.

Os Algoritmos Genéticos (AG), juntamente com as Estratégias Evolutivas (EE) e a Programação Evolutiva (PE), formam uma classe de métodos de busca baseada na evolução natural. Segundo Barcellos (2000), as técnicas de busca podem ser classificadas em:

- Técnicas Baseadas em Cálculo:
 - Métodos Diretos;
 - Métodos Indiretos;
- Técnicas Enumerativas;
- Técnicas dirigidas por pesquisa aleatória:
 - *Simulated Annealing*;
 - Algoritmos Evolucionários:
 - Estratégias Evolucionárias;
 - Algoritmos Genéticos;
 - Programação Evolutiva.

Logo, dentro da classificação apresentada para os algoritmos de busca, os Algoritmos Genéticos se incluem na classe dos Algoritmos Evolucionários.

Os algoritmos genéticos também podem ser definidos como um método de busca estocástica que imita matematicamente os mecanismos de seleção natural através dos processos de seleção e genética das populações. Ele parte de um conjunto de soluções aleatórias, denominada população, em que cada solução, analogamente a um cromossomo, possui um conjunto de atributos (genes) na forma de código.

Os Algoritmos Genéticos diferem das técnicas convencionais de otimização por trabalhar com uma população de vetores soluções de dimensão igual ao número de

variáveis de decisão do problema, e a cada vetor solução associa-se um valor para a função de aptidão.

Os AGs possuem uma capacidade de busca em espaços altamente não lineares e multidimensionais, não necessitando de um conhecimento acerca do domínio do problema, a não ser da sua representação matemática e de sua função de aptidão. Esta característica permite a otimização sem o conhecimento das derivadas da função objetivo, como exigem outras técnicas de otimização.

5.1. Definições Básicas – Terminologia

Como dito anteriormente, os Algoritmos Genéticos foram estabelecidos em analogia com os fenômenos de Evolução, Seleção Natural e Reprodução. Desta forma, assim como no meio ambiente, há uma seleção dos indivíduos mais aptos de uma população em cada geração. Assim, esses indivíduos possuem uma maior probabilidade de gerarem descendentes. Além disso, durante a reprodução, ocorrem fenômenos como cruzamentos e mutações que, ao atuarem sobre o material genético do indivíduo, conduzem a uma maior diversificação das populações descendentes, caracterizando o processo de evolução.

A analogia com esses fenômenos explica porque os AGs possuem muitos termos oriundos da biologia. A seguir é feita uma descrição mais detalhada sobre a nomenclatura utilizada nos Algoritmos Genéticos.

- **Cromossomo e Genoma:** Genoma é o conjunto completo de genes de um organismo, podendo ter vários cromossomos. Na terminologia dos AGs, tanto o cromossomo como o genoma representa a estrutura de dados que codifica

uma solução para o problema em questão, ou seja, representa um ponto no espaço de busca dos AGs.

- **Gen ou Gene:** O gen ou gene é a unidade de hereditariedade que é transmitida pelo cromossomo e que controla as características do organismo. Nos AGs, é um parâmetro codificado, um elemento do vetor que representa uma possível solução para o problema representando, portanto, uma variável de decisão codificada do problema de otimização.
- **Indivíduo:** Um indivíduo pode ser considerado como um membro de uma população. Nos AGs, um indivíduo é formado pelos cromossomos e sua respectiva função de aptidão.
- **Genótipo:** Na biologia representa a composição genética contida no Genoma. Nos AGs representa os valores das variáveis de decisão de uma possível solução.
- **Fenótipo:** Representa o objeto, estrutura ou organismo construído a partir das informações contidas no Genótipo, ou seja, é o cromossomo decodificado.
- **Alelo:** Na biologia representa uma forma alternativa de um gene. Nos AGs quantifica os valores que um gene pode assumir, ou seja, os valores que cada variável de decisão do problema pode assumir.
- **Epistasia:** Ocorre quando um valor de um gene influencia o valor de um ou mais outros genes. Nos AGs, problemas com alta epistasia são de difícil solução.
- **População:** Conjunto de cromossomos ou soluções do problema.
- **Geração:** A iteração de AG.

- **Operações Genéticas:** Operações que os AGs realizam sobre a população de soluções, modificando-as ou não.
- **Espaço de Busca ou Região Viável:** É o conjunto, espaço ou região que compreende as soluções possíveis ou viáveis do problema a ser otimizado.
- **Função de Aptidão:** É a função que se quer otimizar e fornece a informação numérica do desempenho de cada cromossomo dentro da população e serve como base para os processos de seleção realizados a cada iteração

5.2. Visualização Geral dos AGs

Para a resolução de problemas de otimização com a utilização dos Algoritmos Genéticos, deve-se considerar uma forma de codificação das soluções em cadeias, além da escolha da função de aptidão para indicar o valor de qualquer solução no contexto do problema, possibilitando a disputa entre as possíveis soluções do problema.

A função de aptidão é quem faz a ligação entre o algoritmo genético e o problema a ser resolvido, tomando-se por base o cromossomo, que representa uma possível solução para o problema. Assim, em analogia com o meio ambiente, a função de aptidão fornece o grau de adaptação do organismo (cromossomo) ao ambiente e esse valor será usado no processo de seleção para a reprodução.

Como dito anteriormente, os cromossomos reúnem unidades chamadas genes que representam as variáveis de decisão do problema. Logo, cada cromossomo representa uma possível solução dentro do espaço de busca. A partir de uma população inicial de cromossomos, novas populações são criadas a cada geração, com a formação de cromossomos descendentes de dois cromossomos da geração anterior através do operador de recombinação e modificado através do operador de mutação. Assim, novas populações

são formadas sucessivamente, mantendo-se as soluções mais aptas e descartando as menos qualificadas.

Segundo Carrijo (2004), dentre as principais vantagens dos AGs sobre os métodos de busca convencionais, podem ser ressaltadas:

- Trabalham com códigos de parâmetros e não com os parâmetros propriamente ditos;
- A busca é realizada a partir de uma população de pontos e não de um único ponto;
- Utilizam apenas informações da função objetivo propriamente dita, não necessitando de derivadas ou de outras informações;
- São de fácil implementação, não exigindo conhecimentos matemáticos complexos;
- São capazes de otimizar um grande número de variáveis, trabalhando com funções objetivo com superfícies de resposta complexas, reduzindo a incidência de mínimos e máximos locais;
- Fornecem uma gama de parâmetros ótimos e não uma simples solução;
- Usam regras de transição probabilísticas e não determinísticas na identificação de soluções alternativas;
- Mesmo quando o número de variáveis de decisão é muito grande, o algoritmo é capaz de “varrer” o espaço de soluções de maneira bastante eficaz.

Apesar destas vantagens, os AGs são lentos e não garantem que a solução ótima seja atingida. Por esse motivo, o presente trabalho propõe a hibridização do método com um algoritmo de busca local.

5.3. Implementação dos AGs.

O algoritmo proposto inicialmente por Holland (1975) é conhecido na literatura como Algoritmo Genético Simples ou Algoritmo Genético Padrão. Segundo Davis (1991), este algoritmo pode ser descrito nos seguintes passos:

1. Iniciam-se uma população de tamanho N com soluções geradas aleatoriamente;
2. Avaliam-se a função de aptidão para cada uma das N soluções geradas;
3. A partir da recombinação de soluções selecionadas na população corrente, cria-se uma nova população e aplicam-se os operadores genéticos de recombinação e mutação sobre tais soluções;
4. Eliminam-se soluções da antiga população e inserem-se as novas soluções geradas, preservando o tamanho original da população;
5. Avaliam-se a função de aptidão destes novos cromossomos;
6. Se o critério de parada for atingido, obtém-se a solução procurada, caso contrário, repete-se o procedimento a partir do terceiro passo.

Figura 5.1: Metodologia de aplicação do AG.

5.4. Tipos de AGs.

Existem na literatura dois tipos básicos de AGs, o geracional, com ou sem elitismo, e o *Steady State*. O elitismo, proposto inicialmente por DeJong em 1975, baseia-se na transferência dos melhores cromossomos de uma população para outra sem alterações, ou seja, sem a aplicação dos operadores genéticos de recombinação e mutação. Desta forma, estes cromossomos não são perdidos de uma geração para outra. Vale ressaltar que o elitismo pode estimular a ocorrência de máximos locais.

No AG geracional sem elitismo, a cada geração toda a população é substituída, gerando n filhos a partir de n pais. Caso o elitismo seja utilizado, há a preservação dos p melhores indivíduos a cada geração, conforme o conceito dito anteriormente.

No AG *Steady State*, a cada geração são criados n filhos para substituir os n piores pais da população. No presente trabalho optou-se pela escolha do AG *Steady State*.

5.5. Representação das Soluções

Os cromossomos, que representam as soluções do problema, podem ser codificados de diversas maneiras (binários, inteiros, reais, etc). A maioria dos trabalhos encontrados na literatura acerca da utilização dos Algoritmos Genéticos utiliza a codificação binária, em que cada cromossomo é um vetor composto de zeros e uns, com cada bit representando um gene.

Apesar de a representação binária ser mais tradicional, a representação real gera cromossomos menores e é mais naturalmente compreendida. A escolha entre as representações binária e real tem sido tema de várias pesquisas e muitas delas têm demonstrado a eficiência da utilização da representação real (MICHALEWICZ e ATTIA, 1994; HAUPT e HAUPT, 1998).

No presente trabalho, as soluções serão representadas por números reais.

5.6. Problemas de Convergências

Um conhecido problema dos Algoritmos Genéticos é a convergência prematura, ocasionando uma solução localizada em máximos ou mínimos locais. Isto ocorre quando surgem cromossomos com uma alta aptidão, mas não ótima, enquanto cromossomos realmente ótimos ainda estão presentes no espaço de busca. Estes cromossomos, devido a sua alta aptidão, geram números excessivos de filhos que dominam a população finita.

Uma forma de lidar com esse problema é utilizar taxas de mutações adequadas, o que garante a boa diversidade de genes da população a fim de compensar a perda de genes durante a evolução do algoritmo.

Como forma de evitar este tipo de problema, no presente trabalho serão testadas diversas taxas de mutação e avaliado o resultado obtido para as soluções.

5.7. Critério de Parada e Tamanho da População

Existem alguns possíveis critérios de parada para os AGs, dentre os quais se pode citar:

- Número máximo de gerações;
- Limite para a função objetivo;
- Diversidade da população;
- Convergência, isto é, quando não ocorre melhoramento significativo no cromossomo de maior aptidão dado um certo número de gerações.

Como no presente trabalho propõe-se a hibridização do AG com um algoritmo de busca local, utilizou-se como critério de parada o número máximo de gerações.

O tamanho da população deve ser suficiente para garantir a diversidade das soluções e tende a crescer mais ou menos com o número de variáveis de decisão do problema, ou seja, o número de genes existentes no cromossomo. Não existe um tamanho ideal de população para a aplicação dos AGs e este varia de acordo com o porte do problema. Na literatura, encontram-se em geral tamanhos de população variando de 20 a 200 cromossomos.

No presente trabalho, com o intuito de hibridizar os AGs com um algoritmo de busca local, foram testados diversos tamanhos de população.

5.8. Processo de Seleção

A seleção dos indivíduos da população é baseada no princípio da sobrevivência, em que os indivíduos mais aptos ao problema e com maior probabilidade de sobrevivência são preservados e os indivíduos com baixa aptidão são descartados da população.

Inúmeros esquemas de seleção já foram propostos e aplicados aos Algoritmos Genéticos, contudo, apenas os mais comuns serão aqui apresentados.

5.8.1. Seleção por Ordenamento

De acordo com esse tipo de seleção, é mantida uma porcentagem da população, geralmente a maioria, para a geração seguinte. Toda a população é ordenada de acordo com seu valor da função de aptidão. Em seguida, os n indivíduos com pior valor da função de aptidão são eliminados e substituídos por descendentes dos n melhores indivíduos com algum outro indivíduo da população, de acordo com a ordenação feita anteriormente.

5.8.2. Roda da Roleta

Neste tipo de seleção, cria-se um conjunto genético formado por cromossomos da geração atual, em que cada indivíduo é representado de forma proporcional ao seu valor de aptidão. Para cada geração, é calculada a razão entre a aptidão de cada indivíduo e a aptidão da população acumulada. Desta forma, os indivíduos com maior valor da função de aptidão receberão uma porção maior da roleta, enquanto os indivíduos com baixa aptidão, receberão uma porção menor.

Em seguida é gerado um número aleatório entre zero e o valor da função de aptidão da população acumulada. Calcula-se a razão entre o valor obtido e o valor da função de aptidão acumulada. Esta razão irá situar-se na fatia correspondente à uma das soluções, que será selecionada e sofrerá a ação dos operadores de recombinação e mutação.

Este método de seleção tem como desvantagens a alta variância, que pode diminuir a variabilidade da população, ocasionando convergências prematuras e o fato de não aceitar valores negativos na função de aptidão. A seguir é apresentado um exemplo de aplicação da roda da roleta para uma população de quatro cromossomos.

Figura 5.2: Exemplo de aplicação da Roda da Roleta.

Uma outra forma de seleção seria não considerar a magnitude da aptidão de cada elemento e utilizar somente o *ranking*. Isto é utilizado para evitar que os melhores cromossomos ocupem uma fatia muito grande da roleta, atribuindo pequena chance de seleção para os outros cromossomos. As figuras 5.2 e 5.3 exemplificam esta situação.

Figura 5.3: Método da Roleta convencional.

Figura 5.4: Método da Roleta com a utilização do *ranking*.

Após a aplicação do *ranking*, todos os cromossomos possuem melhores chances de serem selecionados. Entretanto, este método pode levar a uma convergência mais lenta, visto que reduz a diferença dos melhores cromossomos para os demais da população.

5.8.3. Seleção por Torneio

Na seleção por Torneio, n indivíduos da população são escolhidos de forma aleatória e com probabilidades iguais, e comparados os seus valores de aptidão. O cromossomo com maior valor da função de aptidão é escolhido para a população intermediária. Esse processo é repetido até que se complete a população. Na Seleção por Torneio não é necessário o escalonamento da aptidão nem o ordenamento.

Uma outra forma de utilizar-se a seleção por torneio é fornecendo probabilidades de seleção diferenciadas para os cromossomos escolhidos. Desta forma, aumentando-se o número n de cromossomos selecionados ou a probabilidade q do melhor cromossomo ser escolhido, os cromossomos com aptidão acima da média terão mais chance de ser escolhidos.

5.8.4. Seleção Uniforme

Na seleção Uniforme, todos os cromossomos possuem a mesma probabilidade de seleção. Assim não é levada em consideração a função de aptidão e os cromossomos são selecionados aleatoriamente para a recombinação e mutação.

5.8.5. Seleção por Amostragem Determinística

Na seleção por amostragem determinística, as probabilidades de seleção são calculadas como na Roda da Roleta. Após a determinação das probabilidades de seleção,

esta é multiplicada pelo número de cromossomos da população. Cada cromossomo é selecionado de acordo com a parte inteira deste novo valor e a população é ordenada de acordo com a parte decimal do mesmo. O restante da população é selecionado do topo da lista de soluções ordenadas. A seguir, selecionam-se uniformemente os cromossomos que sofrerão a ação dos operadores genéticos (SOARES, 2003).

5.8.6. *Stochastic Remainder Sampling* (SRS)

Neste processo, o procedimento começa da mesma forma que na Seleção por Amostragem Determinística e difere no tratamento das partes fracionárias, que são consideradas probabilidades de seleção (SOARES, 2003).

5.9. **Recombinação** (*Crossover*)

A recombinação consiste na troca de material genético entre os cromossomos, sendo o principal operador genético, haja vista que não existe Algoritmo Genético sem recombinação, apesar de este existir sem mutação, segundo definição apresentada por Holland.

Para a aplicação da recombinação, escolhem-se aleatoriamente dois cromossomos da população que não sejam descendentes de um mesmo pai. Isto garante a perpetuação dos indivíduos com boa aptidão. Entretanto, caso os indivíduos com boa aptidão sejam perpetuados em demasia, pode acarretar um domínio de um dado gene na população, recaindo nos problemas de convergência prematura, como dito anteriormente.

Os principais operadores de recombinação existentes são os de n pontos e o uniforme, conhecidos como operadores convencionais. Na recombinação de n pontos, os tipos de um ponto e o de dois pontos são os mais comuns. Existem ainda a recombinação aritmética e *BLX- α* .

5.9.1. Recombinação de Um ponto

Neste tipo de recombinação, cada cromossomo pai tem seu cromossomo dividido em duas partes, de forma aleatória, produzindo duas cabeças e duas caudas. As caudas são trocadas, gerando dois novos cromossomos. A figura 5.5 ilustra o comportamento deste operador para o caso de uma representação binária.

Pai ₁	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0
Pai ₂	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1
Filho ₁	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1
Filho ₂	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0

Figura 5.5: Exemplo da recombinação de um ponto.

O cruzamento é aplicado com uma dada probabilidade a cada par de cromossomos selecionados, normalmente na faixa entre 0,6 e 1,0.

5.9.2. Recombinação de Dois pontos

A recombinação de dois pontos segue o mesmo princípio apresentado para a recombinação de um ponto, com a diferença de que os cromossomos pais são divididos em dois pontos distintos do cromossomo. A figura 5.6 ilustra o comportamento deste operador para o caso de uma representação binária.

Pai ₁	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0
Pai ₂	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1
Filho ₁	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0
Filho ₂	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1

Figura 5.6: Exemplo da recombinação de dois pontos.

5.9.3. Recombinação Uniforme

Para a realização deste tipo de recombinação, trocam-se (simples troca) ou combinam-se (combinação aritmética) genes individuais do material genético ao invés de se trocar blocos de genes, como ocorre na recombinação de n pontos.

Michalewicz (1992) descreveu o método de recombinação uniforme como um operador que modifica as variáveis individuais de um vetor solução, com a mesma probabilidade. O autor indicou esse tipo de operador para a representação binária.

Segundo Galvão e Valença (1999), os operadores convencionais funcionam bem na representação binária, mas na representação real eles basicamente trocam valores dos genes e, portanto, não criam informações novas. A melhor solução para a codificação real é o uso de Operadores Aritméticos, dentre os quais se pode citar a recombinação aritmética e a recombinação *BLX- α* ou recombinação mistura (*Blend Crossover*).

5.9.4. Recombinação Aritmética

Na recombinação aritmética, algum tipo de combinação linear é realizado entre os cromossomos pais.

$$\text{Filho}_1 = b * \text{Pai}_1 + (1 - b) * \text{Pai}_2 \quad (5.1)$$

$$\text{Filho}_2 = (1 - b) * \text{Pai}_1 + b * \text{Pai}_2 \quad (5.2)$$

Em que b varia entre 0 e 1.

5.9.5. Recombinação $BLX-\alpha$

Eshelman e Schaffer (1993) sugeriram uma recombinação mistura (*Blend Crossover*) ou $BLX-\alpha$. Para dois cromossomos pais, este tipo de recombinação produz um cromossomo filho através da seguinte expressão:

$$\text{Filho} = \text{Pai}_1 + b * (\text{Pai}_1 - \text{Pai}_2) \quad (5.3)$$

5.10. Mutação

Na Evolução, o processo de mutação é pouco comum e, apesar de letal na maioria dos casos, contribuem para a diversidade genética de uma espécie.

Nos Algoritmos Genéticos, uma vez estabelecida a probabilidade de mutação, o operador de mutação é necessário para introduzir e manter a diversidade genética da população, como dito anteriormente. Este processo altera arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida, fornecendo assim, meios para a introdução de novos elementos na população.

Através desse operador, o valor de um gene é substituído por outro valor aleatório normalmente distribuído dentro da faixa pré-estabelecida, com média p e desvio padrão σ . No presente trabalho adotou-se como 1 (um) como valor para este desvio padrão.

6. OUTRAS TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO EMPREGADAS

6.1. Algoritmo SIMPLEX de Nelder e Mead (1965)

O método Simplex é um método de busca do mínimo local de funções com um número de variáveis diverso e seu desenvolvimento é atribuído a Nelder e Mead (1965).

Um Simplex é uma figura geométrica em n dimensões, constituído de $n+1$ pontos. Cada dimensão corresponde a uma variável a ser otimizada. Seja n a dimensão do problema, o algoritmo usa um conjunto de $n + 1$ pontos no início de cada iteração. Os pontos $X_1, X_2, \dots, X_{n+1}$ são considerados os vértices de um simplex de dimensão n . Em R^2 , os três $(n + 1)$ pontos formam um triângulo.

O método Simplex pode ser estendido para grandes dimensões, mas nestes casos a visualização do simplex não é fácil. Apesar disto, o método Simplex pode ser aplicado, teoricamente, para a otimização de problemas com um número qualquer de variáveis.

O procedimento de otimização, no método Simplex, começa pela escolha dos $n+1$ pontos para os quais é feita a avaliação da função objetivo. Não há necessidade do conhecimento prévio da superfície de resposta da função que se deseja otimizar, uma vez que o interesse está no valor da função objetivo que será obtido em cada avaliação prevista pelo simplex. Este resultado será validado contra os demais valores obtidos para que o processo possa prosseguir. Este tipo de desenvolvimento que torna o simplex um método do tipo seqüencial. Desta forma, o método Simplex não exige o conhecimento das derivadas da função objetivo.

Em cada iteração considera-se o simplex:

$$S_k = (X_1, X_2, \dots, X_{n+1}) \quad (6.1)$$

em que X é o vetor que contém as variáveis de decisão do problema.

Em cada iteração considera-se sempre que o simplex está ordenado por ordem crescente dos valores da função objetivo, ou seja:

$$S_k = (X_1, X_2, \dots, X_{n+1}) \quad (6.2)$$

em que $f(X_1) \leq f(X_2) \leq \dots \leq f(X_{n+1})$.

O algoritmo consiste em determinar um novo simplex, através da substituição do ponto X_{n+1} por um ponto com melhor valor da função objetivo (valor menor) ou encolhendo o Simplex.

A determinação do novo ponto pode ser feita através de pontos auxiliares que podem definir vértices refletidos, expandidos, contraídos (para o interior ou para o exterior) ou de um Simplex encolhido.

Após determinar as respostas dos $n+1$ pontos necessários para iniciar o processo, com base no conhecimento já adquirido sobre o sistema, deve-se classificá-los em melhor, pior e resultados intermediários, de acordo com o valor apresentado pela função objetivo.

A seguir, o simplex é movimentado para um simplex adjacente, que é determinado ignorando o vetor de variáveis de decisão que apresentou valor menos desejável para a função objetivo. O vértice correspondente a esta resposta é substituído por um novo vértice gerado pela sua reflexão através do centróide da hiperface dos vértices restantes.

Matematicamente, se os vértices de um simplex n -dimensional são representados por coordenadas vetoriais $X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_n, X_{n+1}$, a eliminação da resposta indesejável X_j resulta na hiperface formada por $X_1, X_2, \dots, X_{j-1}, X_{j+1}, \dots, X_n, X_{n+1}$, com o centróide definido por:

$$X_c = 1/n (X_1 + X_2 + \dots + X_{j-1} + X_{j+1} + \dots + X_n + X_{n+1}) \quad (6.3)$$

em que:

X_c = centróide da hiperface;

n = número de dimensões do simplex;

X_j = vértice correspondente à pior resposta.

O novo simplex é definido por esta face e um novo vértice, X , que corresponde à reflexão do vértice rejeitado, X_j , através da face pelo centróide X_c .

$$X_r = X_c + (X_c - P_j) \quad (6.4)$$

em que X_r é o vértice refletido.

Caso o novo ponto apresente resultado muito satisfatório para o valor da função objetivo ($f(X_r) < f(X_1)$), faz-se uma expansão do simplex através da seguinte expressão:

$$X_e = \gamma * X_r + (1 - \gamma) * X_c \quad (6.5)$$

em que X_e é o vértice refletido e $\gamma = 2$.

Caso X_e seja muito bom ($f(X_e) < f(X_1)$), se aceita X_e , senão se aceita X_r .

Se o ponto refletido for considerado fraco ($f(X_n) \leq f(X_r) < f(X_{n+1})$), faz-se uma contração para o exterior do simplex através da expressão:

$$X_{ce} = \beta * X_r + (1 - \beta) * X_c \quad (6.6)$$

em que X_{ce} é o vértice que sofre contração para o exterior e $\beta = 0,5$.

Caso X_{ce} seja bom ($f(X_{ce}) < f(X_n)$), se aceita X_{ce} , senão encolhe-se o simplex.

Para os casos em que o ponto refletido é dito muito fraco ($f(X_r) \geq f(X_{n+1})$), faz-se uma contração para o interior do simplex através da seguinte expressão:

$$X_{ci} = \beta * X_{n+1} + (1 - \beta) * X_c \quad (6.7)$$

em que X_{ci} é o vértice que sofre contração para o interior e $\beta = 0,5$.

Caso X_{ci} seja bom ($f(X_{ci}) < f(X_n)$), se aceita X_{ci} , senão encolhe-se o simplex.

Encolher o simplex consiste em substituir os vértices X_i , $i = 2, 3, \dots, n+1$, pelo ponto médio dos segmentos que os une a X_1 , ou seja:

$$X_i = \frac{X_i + X_l}{2} \quad (6.8)$$

Para os casos em que o vértice refletido, X_r , tiver a pior resposta no novo simplex, provavelmente o deslocamento não está acontecendo em direção ao ótimo. Uma outra alternativa seria rejeitar a 2ª pior resposta deste simplex e continuar-se a otimização.

Esta regra é necessária, pois o simplex pode estar sobre uma crista e a aplicação direta do ponto a partir da pior resposta pode fazer com que este seja refletido de volta ao ponto anterior. O simplex, então fica oscilando e torna-se sem recurso.

Esta situação acontece com frequência na região do ótimo. Se um ponto é obtido próximo a ele, todos os outros novos pontos tendem a passar além do topo da curva de resposta. Uma mudança na direção é então indicada. Na região do ótimo, normalmente ocorre do simplex circular em torno de um ótimo provisório. Como pode se tratar de um falso resultado, que faz com que o simplex se agarre a ele.

Nestes casos, antes da determinação do novo ponto, deve-se fazer uma nova observação do vértice persistente. Se o vértice é realmente próximo do ótimo, é provável que a avaliação repetida da resposta seja consistente e o ponto será retido. Se a resposta no vértice for alta por causa de um erro de observação, é improvável que com a nova avaliação isso aconteça e portanto, o vértice será eventualmente eliminado.

Se o novo vértice localizar-se fora dos limites aceitáveis das variáveis otimizadas, não se deve avaliar a função objetivo neste valor, mas ao invés disso atribuir para ele a resposta mais indesejável da função objetivo.

A aplicação deste procedimento forçará, então, o simplex a voltar para dentro dos limites permitidos e ele continuará a buscar pela resposta ótima. Quando um ótimo é localizado, as regras do simplex forçam o mesmo a circular.

6.2. Programação Linear Sucessiva

O método de Programação Linear Sucessiva é um método que utiliza Programação Linear em sua busca de forma iterativa, como o seu próprio nome sugere. Após a determinação de um ponto inicial, a função objetivo e suas restrições são linearizadas em torno deste ponto e o problema pode ser resolvido com a Programação Linear propriamente dita.

A solução apresentada pela Programação Linear pode ser usada como um novo ponto em torno do qual a função objetivo e suas restrições serão linearizadas e esse processo continua até que o critério de parada seja atingido.

Para a resolução dos problemas de otimização através da Programação Linear Sucessiva, estes podem ser escritos da seguinte forma:

$$\text{Otimizar: } y(\mathbf{x}) \quad (6.9)$$

$$\text{Sujeito a: } f_i(\mathbf{x}) \leq b_i \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, m$$

$$u_j \geq x_j \geq l_j \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n$$

em que os limites superior e inferior são determinados para as variáveis independentes.

Após a linearização da função objetivo $y(\mathbf{x})$ e de suas restrições $f_i(\mathbf{x})$ em torno de um ponto viável $\mathbf{x}_k$, o problema pode ser reescrito da seguinte forma:

$$\text{Otimizar: } \sum_{j=1}^n c_j \Delta x_j = y - y(\mathbf{x}_k) \quad (6.10)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{j=1}^n a_{ij} \Delta x_j \leq b_i - f_i(\mathbf{x}_k) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, m$$

$$u_j - x_{jk} \geq l_j - x_{jk} \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n$$

e

$$\Delta x_j = x_j - x_{jk}, \quad c_j = \frac{\partial y(x_k)}{\partial x_j} \quad \text{e} \quad a_{ij} = \frac{\partial f_i(x_k)}{\partial x_j}$$

O problema tem a forma de um problema de Programação Linear na equação 6.10. Entretanto, os valores de Δx_j podem ser positivos ou negativos dependendo da localização do ótimo da função. Valores negativos para Δx_j não são aceitos pelo Algoritmo Simplex da Programação Linear. Para estes casos, utilizam-se a seguinte modificação:

$$\Delta x_j = \Delta x_j^+ - \Delta x_j^- \quad (6.11)$$

em que:

$$\Delta x_j^+ = \begin{cases} \Delta x_j, & \text{se } \Delta e_j \geq 0 \\ 0, & \text{se } \Delta e_j < 0 \end{cases}$$

$$\Delta x_j^- = \begin{cases} -\Delta x_j, & \text{se } \Delta e_j \geq 0 \\ 0, & \text{se } \Delta e_j < 0 \end{cases}$$

Substituindo a equação 6.11 na equação 6.10, o problema de Programação Linear fica da seguinte forma:

$$\text{Otimizar: } \sum_{j=1}^n c_j \Delta x_j^+ - \sum_{j=1}^n c_j \Delta x_j^- = y - y(x_k) \quad (6.12)$$

$$\text{Sujeito a: } \sum_{j=1}^n a_{ij} \Delta x_j^+ - \sum_{j=1}^n a_{ij} \Delta x_j^- \leq b_i - f_i(x_k) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, m$$

$$\Delta x_j^+ - \Delta x_j^- \geq (l_j - x_{jk}) \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n$$

Neste caso, os limites superior e inferior são definidos para as variáveis $(u_j - x_{jk})$ e $(l_j - x_{jk})$. O valor do próximo ponto para a linearização é dado por $x_{jk+1} = x_{jk} + \Delta x_j^+ - \Delta x_j^-$, e o procedimento é iniciado especificando-se um ponto inicial x_0 ($k = 0$).

As equações acima são problemas de programação linear em que as variáveis independentes são Δx_j^+ e Δx_j^- . O valor dos limites u_j e l_j podem afetar a taxa de convergência do algoritmo.

7. ESTUDO DE CASO

De acordo com os objetivos estabelecidos para este trabalho, a metodologia proposta foi aplicada ao sistema de reservatórios do rio São Francisco. Esse sistema foi implantado fundamentalmente para geração de energia elétrica visando o abastecimento da região Nordeste. Contudo, ao longo das últimas décadas, as demandas de água para irrigação vêm aumentando significativamente. Caso as projeções de demanda de irrigação para o futuro se concretizem, haverá uma intensificação no conflito entre esses usos da água na bacia.

Além desses dois usos, as águas do São Francisco são utilizadas para navegação, abastecimento público, diluição de esgotos, recreação e conservação ambiental. Os reservatórios da bacia são também usados para promover o controle de cheias e evitar prejuízos às cidades ribeirinhas.

7.1. O Sistema São Francisco

7.1.1. Características Gerais

O rio São Francisco possui uma extensão de 2.863 km com uma área de drenagem da bacia correspondente a 636.920 km² (8% do território nacional), abrange 503 municípios e sete Estados (Bahia, Minas Gerais, Pernambuco, Alagoas, Sergipe, Goiás e Distrito Federal). (ANA, 2005) e conta com seis reservatórios no seu curso principal, dos quais dois são de grande capacidade de acumulação, a saber: Três Marias e Sobradinho. Esses dois reservatórios permitem regularização plurianual de vazões, isto é, possuem ciclos de enchimento e esvaziamento superiores a um ano.

O reservatório de Itaparica, situado a jusante de Sobradinho, apresenta capacidade de regularização anual, os demais possuem pequena capacidade de acumulação de água. A jusante de Itaparica, estão localizadas as usinas do complexo Moxotó-Paulo Afonso e a UHE Xingó.

A bacia do rio São Francisco é dividida em quatro regiões fisiográficas: Alto, Médio, Submédio e Baixo São Francisco, como pode ser visualizado na figura 5.1. As principais características físicas e hidroclimáticas da bacia do rio São Francisco, para cada uma de suas regiões fisiográficas podem ser vistas na tabela 7.1.

Tabela 7.1: Características físicas e hidroclimáticas da bacia do rio São Francisco.

Características	Regiões Fisiográficas			
	Alto	Médio	Submédio	Baixo
Área (km ²)	99.387	401.559	115.987	19.987
Altitudes (m)	1.600 a 600	1.400 a 500	800 a 200	480 a 0
Trecho principal (km)	1.003	1.152	568	140
Declividade do rio principal (m/km)	0,70 a 0,20	0,10	0,10 a 3,10	0,10
Contribuição da vazão natural média (%)	41,7	54,6	1,9	1,8
Vazão média anual máxima (m ³ /s)	1.303	4.393	4.66	4.68
Vazão média anual mínima (m ³ /s)	637	1.419	1.507	1.536
Faixa de precipitação anual (mm)	2.000 a 1.100	1.400 a 600	800 a 350	1.500 a 350
Precipitação média anual (mm)	1.372	1.052	693	957
Temperatura média (°C)	23	24	27	25
Evapotranspiração média anual (mm)	1.000	1.300	1.550	1.500

Fonte: ANA (2005).

A vazão natural média anual do rio São Francisco é de 2.850 m³/s. Entre 1931 e 2001, essa vazão oscilou entre 1.461 m³/s e 4.999 m³/s. Ao longo do ano, a vazão média mensal pode variar entre 1.077 m³/s e 5.290 m³/s. Na Bacia, as descargas costumam ter seus menores valores entre os meses de setembro e outubro. Em 95% do tempo, a vazão natural na foz do São Francisco é maior ou igual a 854 m³/s. As maiores descargas são observadas em março (ANA, 2005).

Com relação à contribuição para a vazão natural média do rio São Francisco, destacam-se os seguintes aspectos:

- **Contribuição estadual:** Minas Gerais (73,5%), Bahia (20,4%), Pernambuco (3,2%), Goiás (1,2%), Alagoas (0,7%), Distrito Federal (0,6%) e Sergipe (0,4%).

- **Contribuição das regiões fisiográficas:** Alto (42%), Médio (53%), Submédio (4%) e Baixo (1%).

- **Principais afluentes:** rio Paracatu (14%), rio das Velhas (13%), rio Grande (9%) e rio Urucuia (9%).

No que se refere às águas subterrâneas, admite-se que a disponibilidade explorável na Bacia é de 20% das reservas renováveis, desconsiderando a contribuição das reservas permanentes. A disponibilidade hídrica de águas subterrâneas na Bacia é de 318 m³/s. Foram definidos, na Bacia, três domínios aquíferos.

Com relação aos aspectos qualitativos das águas da bacia do rio São Francisco, considerando a disponibilidade hídrica (vazão regularizada somada à vazão com permanência de 95%) e a vazão média, são atendidas as condições de Classe 2 da Resolução CONAMA 20/86, com exceção do trecho em que o rio São Francisco recebe a contribuição do rio das Velhas (ANA, 2005).

Os reservatórios da bacia do rio São Francisco foram construídos com a finalidade principal de produção de energia elétrica, mas, devido à sua importância estratégica na regularização do rio, podem-se considerar outros usos para a água nos seus procedimentos operativos, tais como, irrigação, navegação e controle de cheias. As principais características desses reservatórios/usinas são mostradas na tabela 5.2.

Tabela 7.2: Reservatórios/Usinas no Rio São Francisco.

Reservatório Usina	Empresa Operadora	Volume Útil (hm ³)	NA máx. Normal (m)	NA mín. Normal (m)	Potência instalada (MW)
Três Marias	Cemig	15.278	572,5	549,2	396
Sobradinho	Chesf	28.669	392,5	380,5	1050
Itaparica	Chesf	3.548	304,0	299,0	1500
Moxotó	Chesf	-	251,5	251,5	400
P. Afonso 1, 2 e 3	Chesf	-	251,5	251,5	1423
P. Afonso 4	Chesf	-	251,5	251,5	2460
Xingo	Chesf	-	138,0	138,0	3000

Fonte: Brandão (2004) e SIPOT versão 4.0

Figura 7.1: Mapa da bacia do rio São Francisco

Fonte: Comitê da Bacia do São Francisco (www.cbhsaofrancisco.org.br)

O potencial hidroelétrico da Bacia do Rio São Francisco é de 25.795 MW, dos quais 10.395 MW estão distribuídos nas usinas em operação na Bacia: Três Marias, Queimado, Sobradinho, Itaparica, Complexo Paulo Afonso e Xingó. Os principais reservatórios situados no rio São Francisco formados por essas usinas hidroelétricas são mostrados de forma esquemática na Figura 17. Destes, Três Marias e Sobradinho têm papel fundamental na regularização das vazões do rio São Francisco. As usinas do São Francisco pertencem ao subsistema nordeste, exceto Três Marias, que pertence ao subsistema sudeste.

Figura 7.2: Esquema topológico dos reservatórios do rio São Francisco.

Como o potencial não explorado na Bacia não traz acréscimos significativos em termos de energia e a tendência atual é que haja uma diminuição da disponibilidade de energia em função do crescimento dos usos múltiplos, os planos de expansão e operação do setor elétrico incluem a diversificação da matriz energética para atendimento do subsistema, pela utilização de fontes térmicas (gás natural e combustíveis alternativos) e

pelo aumento da capacidade de importação de energia de outros subsistemas do Sistema Interligado Nacional, com a construção de linhas de transmissão.

Há uma série de outros empreendimentos mais recentes em estudo na Bacia, mas apenas um número muito pequeno de aproveitamentos resulta em um aumento significativo da geração de energia. Em termos de usinas de maior porte, com potência acima de 100 MW, podem vir a ser implantadas, nos próximos anos, as seguintes unidades: (1) Pedra Branca 320 MW, Riacho Seco 240 MW e Pão de Açúcar 300 MW, para atendimento ao subsistema Nordeste; e (2) Pompeu 209 MW, para atendimento do subsistema Sudeste–Centro-Oeste (ANA, 2005).

7.1.2. Dados Básicos dos Reservatórios

Os dados cadastrais e hidrometeorológicos dos reservatórios/usinas foram coletados junto às fontes do setor elétrico, como o sítio do ONS (www.ons.org.br), o SIPO (Sistema de Informações do Potencial Hidrelétrico Brasileiro – versão 4.0) da Eletrobrás e nas publicações de Lopes *et. al* (2002) e Brandão (2004). Nos casos das curvas cota-volume, cota-vazão (curva chave do canal de fuga) e cota-área, o setor elétrico utiliza polinômios de quarto grau que seguem a seguinte formatação: $Y = C0 + C1.X + C2.X^2 + C3.X^3 + C4.X^4$. Portanto, nas tabelas referentes a essas curvas são indicados tais coeficientes. As cotas estão representadas em metros, os volumes em milhões de m^3 , as áreas em km^2 e as vazões em m^3/s . As tabelas 5.3 a 5.8 reúnem as informações utilizadas para a otimização do problema de operação de reservatórios.

Tabela 7.3: Dados Físicos das Usinas.

Usina	Potência Instalada (MW)	Índice de Disponibilidade	Rendimentos*	Volume máximo (hm ³)	Volume mínimo (hm ³)
Três Marias	396	0,894	0,9	19528	4250
Sobradinho	1.050	0,894	0,8	34116	5447
Itaparica	1.500	0,849	0,9	10782	7234
P. Afonso - Moxotó	4.285	0,860	0,8	1373	1373
Xingó	3.000	0,860	0,9	3800	3800

(*) Produto dos rendimentos da turbina, do gerador e hidráulico.

Tabela 7.4: Evaporação Líquida Mensal (mm).

Meses	Três Marias	Sobradinho	Itaparica	Paulo Afonso Moxotó	Xingó
Jan.	2	118	140	140	140
Fev.	0	106	109	109	109
Mar.	22	81	81	81	81
Abr.	40	132	105	105	105
Maio	51	153	109	109	109
Jun.	55	142	101	101	101
Jul.	50	158	123	123	123
Ago.	42	181	158	158	158
Set.	57	197	180	180	180
Out.	48	189	195	195	195
Nov.	23	114	158	158	158
Dez.	29	98	152	152	152

Tabela 7.5: Polinômio cota-volume.

USINA	Polinômio cota-volume				
	C0	C1	C2	C3	C4
Três Marias	530	0,006	0	0	-3,85E-16
Sobradinho	374	0,001	0	0	-9,55E-18
Itaparica	276	0,007	0	0	-2,24E-15
P.Afonso-Moxotó	252				
Xingó	138				

Tabela 7.6: Polinômio turbinamento máximo-queda.

USINA	Polinômio turbinamento máximo-queda				
	C0	C1	C2	C3	C4
Três Marias	3,74E+02	9,12E+00			
Sobradinho	1,73E+03	7,81E+01			
Itaparica	1,46E+03	2,98E+01			
P.Afonso-Moxotó	1,96E+03	1,80E+01			
Xingó	1,28E+03	1,11E+01			

Tabela 7.7: Polinômio cota de jusante-vazao defluente.

USINA	Polinômio cota de jusante-vazao defluente				
	C0	C1	C2	C3	C4
Três Marias	5,15E+02	1,61E-03	-2,55E-07	2,89E-11	-1,18E-15
Sobradinho	3,60E+02	1,96E-03	-2,97E-07	2,51E-11	-7,70E-16
Itaparica	2,52E+02				
P.Afonso-Moxotó	1,29E+02	2,08E-03	-5,27E-08	6,66E-13	2,23E-17
Xingó	1,95E+01				

Tabela 7.8: Polinômio área-cota.

USINA	Polinômio área-cota				
	C0	C1	C2	C3	C4
Três Marias	1,21E+07	-8,93E+04	2,48E+02	-3,06E-01	1,42E-04
Sobradinho	-5,04E+05	4,91E+03	-8,97E+00	-1,89E-02	4,65E-05
Itaparica	-2,00E+05	1,82E+03	-4,44E+00	-1,92E-03	1,29E-05
P.Afonso-Moxotó	2,13E+02				
Xingó	6,00E+01				

Quanto às vazões naturais médias mensais nos aproveitamentos, foram utilizadas as séries referentes ao período janeiro de 1931 a dezembro de 2001. Estas vazões foram recentemente corrigidas pela ONS, porém foram utilizadas as vazões disponíveis em Brandão (2004), que também foram obtidas junto à ONS, antes das referidas correções.

7.1.3. Restrições Operativas

Segundo documentos do ONS (2002a), as principais restrições operativas para esses reservatórios são apresentadas na tabela 5.8.

Tabela 7.9: Principais restrições operativas do sistema do rio São Francisco.

Aproveitamento	Vazão Mínima a Jusante (m ³ /s)	Taxa de variação da defluência (m ³ /s/dia)	Vazão Máxima a Jusante (m ³ /s)
Três Marias	500	500 a 700	2500
Sobradinho	1300	1000	8000
Itaparica	1300	-	-
Moxotó	-	-	-
P.Afonso 1/3	-	-	-
P.Afonso 4	-	-	-
Xingó	1300	-	8000

As restrições de vazão mínima são necessárias para garantir calado para as embarcações que trafegam no rio. As de vazão máxima foram fixadas para conter inundações nas cidades ribeirinhas.

Para evitar a não superação dessas vazões máximas, o ONS estabelece volumes de espera em Três Marias e Sobradinho de forma a garantir o controle de cheias na bacia (ONS, 2002b). O período de retorno associado aos volumes de espera em Três Marias é de 20 anos e o de Sobradinho, de 10 anos. Em Itaparica, é necessário rebaixar o nível d'água máximo normal do lago durante os meses de cheias para evitar inundações na cidade de Belém do São Francisco, que se situa na extremidade de montante do reservatório. Os volumes de espera para esses reservatórios são reproduzidos na tabela 5.9.

Tabela 7.10: Volumes de Espera no Rio São Francisco – Ciclo 2002/2003.

PERÍODO			Três Marias Tr = 20 anos		Sobradinho Tr = 10 anos		Itaparica	
			Cota (m)	%VU	Cota (m)	%VU	Cota (m)	%VU
26/10/2002	a	1/11/2002	569,61	81,80	392,48	99,69	303,80	95,52
2/11/2002	a	8/11/2002	568,19	73,88	391,68	88,52	303,57	90,36
9/11/2002	a	15/12/2002	567,49	70,02	391,10	81,06	303,33	85,06
16/11/2002	a	22/11/2002	567,83	71,92	390,91	78,64	303,11	79,82
23/11/2002	a	29/11/2002	568,39	75,00	390,82	77,61	302,87	74,86
30/11/2002	a	6/12/2002	568,47	75,45	390,82	77,61	302,65	70,12
7/12/2002	a	13/12/2002	568,47	75,45	390,82	77,61	302,43	65,33
14/12/2002	a	20/12/2002	568,47	75,45	390,82	77,61	302,20	60,60
21/12/2002	a	27/12/2002	568,50	75,59	390,82	77,64	302,00	56,51
28/12/2002	a	3/1/2003	568,61	76,20	390,85	77,95	302,00	56,51
4/1/2003	a	10/1/2003	568,61	76,20	390,87	78,20	302,00	56,51
11/1/2003	a	17/1/2003	568,61	76,20	390,88	78,31	302,00	56,51
18/1/2003	a	24/1/2003	568,61	76,20	390,89	78,43	302,00	56,51
25/1/2003	a	30/1/2003	568,87	77,69	390,91	78,72	302,00	56,51
1/2/2003	a	7/2/2003	569,34	80,29	390,97	79,33	302,00	56,51
8/2/2003	a	14/2/2003	569,80	82,90	391,11	81,17	302,00	56,51
15/2/2003	a	21/2/2003	570,25	85,50	391,28	83,25	302,00	56,51
22/2/2003	a	28/2/2003	570,65	87,96	391,61	87,60	302,00	56,51
1/3/2003	a	7/3/2003	570,95	89,79	391,85	90,93	302,00	56,51
8/3/2003	a	14/3/2003	571,15	91,10	391,85	90,76	302,00	56,51
15/3/2003	a	21/3/2003	571,36	92,41	392,13	94,73	302,00	56,51
22/3/2003	a	28/3/2003	571,75	94,89	392,18	95,36	302,00	56,51
29/3/2003	a	4/4/2003	571,89	95,81	392,18	95,36	302,52	67,38

Tabela 7.11 (cont.): Volumes de Espera no Rio São Francisco – Ciclo 2002/2003.

PERÍODO		Três Marias		Sobradinho		Itaparica	
		Tr = 20 anos		Tr = 10 anos			
		Cota (m)	%VU	Cota (m)	%VU	Cota (m)	%VU
5/4/2003	a 11/4/2003	571,98	96,40	392,23	96,09	303,02	78,26
12/4/2003	a 18/4/2003	572,25	98,23	392,34	97,73	303,52	89,13
19/4/2003	a 25/4/2003	572,37	99,08	392,40	98,54	304,00	100,00
26/4/2003	a 2/5/2003	572,50	100,00	392,45	99,34	304,00	100,00

Fonte: ONS (2002b)

Segundo Brandão (2004), como orientação geral, o Plano Decenal de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do rio São Francisco (2004-2013) recomenda o emprego preferencial de medidas não estruturais de controle de cheias, ou seja, aquelas que não necessitam de execução de obras, limitando-se, por exemplo, a pequenos serviços de limpeza e manutenção e ao planejamento e ordenamento do uso do solo. As medidas estruturais são recomendadas somente como ações complementares, geralmente necessárias para corrigir deficiências localizadas, tais como trechos não regularizados das calhas dos rios sujeitos a altos picos de vazão ou impactos oriundos da urbanização.

7.1.4. Demandas para Irrigação

Com relação às demandas para irrigação, a Agência Nacional das Águas (ANA), em atendimento às solicitações do setor elétrico quanto aos valores de demandas atuais e futuras para irrigação na bacia do rio São Francisco, emitiu a Resolução 145 de 22 de julho de 2002 (ANA, 2002), cujos principais dados são mostrados nas tabelas 5.10 e 5.11.

Tabela 7.12: Estimativas para Área Irrigada na Bacia do Rio São Francisco (ha).

Ano	1999	2000	2001	2002	2003
Montante de Sobradinho	162,407	166,305	170,203	174,101	177,999
Entre Sobradinho e Itaparica	149,619	153,21	156,801	160,392	163,983
Entre Itaparica e Xingó	6,885	7,05	7,216	7,381	7,546
Jusante de Xingó	14,399	14,745	15,09	15,436	15,781
TOTAL	333,31	341,31	349,31	357,31	365,31

Tabela 7.13 (cont.): Estimativas para Área Irrigada na Bacia do Rio São Francisco (ha) .

Ano	2004	2005	2006	2007
Montante de Sobradinho	181,897	185,795	189,693	193,591
Entre Sobradinho e Itaparica	167,575	171,166	174,757	178,348
Entre Itaparica e Xingó	7,711	7,877	8,042	8,207
Jusante de Xingó	16,127	16,473	16,818	17,164
TOTAL	373,31	381,31	389,31	397,31

Fonte: Brandão (2004)

Tabela 7.14: Estimativa da Vazão Média Anual Retirada para Irrigação na Bacia do Rio São Francisco (m³/s).

Ano	1999	2000	2001	2002	2003
Montante de Sobradinho	94,2	96,5	98,7	101	103,2
Entre Sobradinho e Itaparica	86,8	88,9	90,9	93,0	95,1
Entre Itaparica e Xingó	4,0	4,1	4,2	4,3	4,4
Jusante de Xingó	8,4	8,6	8,8	9,0	9,2
TOTAL	193,3	198	202,6	207,2	211,9

Tabela 7.15 (cont.): Estimativa da Vazão Média Anual Retirada para Irrigação na Bacia do Rio São Francisco (m³/s).

Ano	2004	2005	2006	2007
Montante de Sobradinho	105,5	107,8	110,0	112,3
Entre Sobradinho e Itaparica	97,2	99,3	101,4	103,4
Entre Itaparica e Xingó	4,5	4,6	4,7	4,8
Jusante de Xingó	9,4	9,6	9,8	10,0
TOTAL	216,5	221,2	225,8	230,4

Com base no fator de sazonalidade médio para as demandas na bacia do rio São Francisco, avaliados pela ANA conforme Lopes et al. (2002), mostrados na tabela 7.16, podem ser estimadas as vazões médias mensais retiradas para a irrigação. Não foram admitidas taxas de retorno da água da irrigação, dado que se trata de região semi-árida.

A região do Semi-Árido abrange 57% da área total da Bacia, com cerca de 361.825 km², compreendendo 218 municípios e mais de 4.737.294 habitantes, sendo 52,4% população urbana e 47,6% rural. Apesar de esta região situar-se predominantemente na região Nordeste do país, ela alcança um trecho importante da bacia localizado no norte do Estado de Minas Gerais.

Tabela 7.16: Fator de Sazonalidade Médio para as Demandas na Bacia do Rio São Francisco.

JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1,144	0,877	0,839	0,815	0,912	0,839	0,884	1,001	1,113	1,286	1,189	1,101

Fonte: Lopes et al. (2002)

8. RESULTADOS E DISCUSSÃO

São apresentados e discutidos ao longo deste capítulo os resultados obtidos com a metodologia de otimização utilizada, aplicada ao sistema de reservatórios do Rio São Francisco através, do código computacional desenvolvido. Alguns testes foram feitos antes da análise da otimização propriamente dita. São eles, análise dos operadores genéticos, testes para adequação do FRC e teste de seleção do número de gerações a ser adotado pelo AG, antes do refinamento das soluções pelo algoritmo de otimização Nelder e Mead. Para a otimização com AG, foi utilizado o AG *steady-state*.

8.1. Análise dos Operadores Genéticos

Devido ao grande número de operadores genéticos existentes, foi feita uma análise quanto ao tipo de seleção e recombinação para a escolha dos operadores mais eficientes na otimização via Algoritmos Genéticos.

Primeiramente foi feita uma análise para a escolha das probabilidades de mutação e recombinação a serem adotadas. Para a determinação da probabilidade de recombinação, foram adotados valores na faixa de 0,1 a 0,5, com um incremento de 0,1. Já o valor da probabilidade de mutação variou entre 0,01 a 0,05 (figura 8.1), com um incremento de 0,01, e a probabilidade de $1/L$, em que L é o número de variáveis de decisão ou comprimento da cadeia representativa das soluções do problema, no caso 17 pesos.

Para um mesmo tipo de seleção e recombinação, foram geradas 30 populações aleatórias distintas de pesos e avaliou-se a função de aptidão média obtida. Como forma de reduzir o tempo computacional necessários às simulações, foi considerado um período histórico de 6 anos, escolhido aleatoriamente e compreendido entre 1995 e 2001. Para fins

de comparação, as 30 populações aleatórias tiveram suas sementes geradoras fixadas, possibilitando a geração das mesmas 30 populações para os diversos conjuntos de probabilidades de mutação e recombinação.

Nesta etapa, optou-se por otimizar o sistema sem a utilização da constante multiplicadora G , com os pesos w variando na faixa pré-estabelecida de 0 a 50. Os reservatórios foram considerados cheios no início do período de simulação.

Como critério de parada para o AG fixou-se o número máximo de gerações em 250, valor estipulado após observações do comportamento da evolução da função de aptidão para diversas populações iniciais. Nesta etapa, utilizou-se seleção por roleta e recombinação de dois pontos. O tipo de mutação adotado para todas as simulações foi a mutação gaussiana.

A função de aptidão, como descrita na metodologia, busca a maximização da energia total gerada e está apresentada nos resultados a seguir em W/mês.

Figura 8.1: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,7.

Figura 8.2: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,8.

Figura 8.3: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 0,9.

Figura 8.4: Variação da função de aptidão obtida para probabilidade de recombinação de 1,0.

Através das figuras 8.1 a 8.4 é possível observar que a combinação das probabilidades de mutação e recombinação que apresentou uma melhor evolução da função de aptidão foi 0,0588 (1/L) e 0,8 respectivamente (Figura 8.2).

Após a determinação das probabilidades de mutação e recombinação, foram analisados diferentes tipos de seleção com as mesmas 30 populações iniciais descritas anteriormente: Ordenamento, Roda da Roleta, Torneio, Uniforme, Amostragem Determinística (AD) e *Stochastic Remainder Sampling* (SRS).

Os resultados das simulações realizadas, em termos da evolução do valor médio da função de aptidão para as 30 populações iniciais, estão representados na Figura 8.5.

Figura 8.5: Evolução da função de aptidão média para os diferentes tipos de seleção.

Os melhores operadores de seleção foram o Roda da Roleta e o Uniforme, com o Roda da Roleta apresentando uma convergência mais rápida. Observa-se que a seleção por Ordenamento não apresentou convergência satisfatória. Portanto, para as simulações seguintes, além das probabilidades de mutação e recombinação determinadas anteriormente, será adotado apenas o tipo de seleção por Roda da Roleta.

A seguir foi realizada uma análise de diferentes tipos de recombinação: Uniforme, Um Ponto, Dois Pontos, Aritmético e $BLX-\alpha$.

Figura 8.6: Evolução da função de aptidão média para os diferentes tipos de recombinação.

Observa-se que o tipo de recombinação não produz diferenças na evolução da função de aptidão em nenhum dos cinco tipos analisados. As curvas se sobrepõem, o que demonstra que a alteração do tipo de recombinação não acarretou diferenças nos valores obtidos pela função de aptidão.

Portanto, para as demais simulações, será adotada a recombinação aritmética com probabilidade de 0,8 e a seleção por Roda da Roleta das soluções remanescentes, probabilidade de mutação de 0,0588 ($1/L$).

8.2. Determinação do FRC

Para a obtenção dos FRCs, foram feitas simulações para a série histórica de 6 anos descrita anteriormente, a partir de 30 populações iniciais distintas de soluções geradas aleatoriamente e com valores da constante multiplicadora G de 10, 50, 100, 200, 500 e 1000, com os pesos variando na faixa de 0 a 1.

Foram também analisados os pesos gerados diretamente sem a utilização da constante multiplicadora. Neste caso, as faixas adotadas para os pesos foram de 0 – 10, 0 – 50, 0 – 100, 0 – 200, 0 – 500 e 0 – 1000, aqui denominados respectivamente de faixa 1, faixa 2, faixa 3, faixa 4, faixa 5 e faixa 6. As faixas de variação dos pesos foram adotadas em concordância com os valores utilizados para a constante multiplicadora G e faixa de pesos entre 0 – 1.

A Figura 8.7 mostra a evolução da função de aptidão para os seis valores de G adotados. É possível observar que as constantes que levaram a um maior valor da função de aptidão após a convergência foram 10 e 50.

Figura 8.7: Evolução da função de aptidão para os seis valores de G adotados.

Figura 8.8: Evolução da função de aptidão para as seis faixas de pesos adotadas.

A Figura 8.8 mostra a evolução da função de aptidão para as seis faixas de pesos adotadas, sem a utilização da constante multiplicadora G . Observa-se que, com exceção das faixas 5 e 6, a evolução da função de aptidão ocorreu de forma similar em todas as faixas.

Os gráficos a seguir possibilitam uma comparação entre os resultados obtidos para a evolução da função de aptidão utilizando as seis constantes multiplicadoras e os resultados sem a utilização da mesma, com os pesos dentro das respectivas faixas a que essas constantes pertencem.

Figura 8.9: Evolução da função de aptidão para a faixa 1 dos pesos e para a constante $G = 10$.

Figura 8.10: Evolução da função de aptidão para a faixa 2 dos pesos e para a constante $G = 50$.

Figura 8.11: Evolução da função de aptidão para a faixa 3 dos pesos e para a constante $G = 100$.

Figura 8.12: Evolução da função de aptidão para a faixa 4 dos pesos e para a constante $G = 200$.

Figura 8.13: Evolução da função de aptidão para a faixa 5 dos pesos e para a constante $G = 500$.

Figura 8.14: Evolução da função de aptidão para a faixa 6 dos pesos e para a constante $G = 1000$.

A utilização da constante multiplicadora G conduz à uma convergência mais rápida, o que é de grande valia na redução do esforço computacional, principalmente se um refinamento da solução for utilizado após algumas iterações.

Para as faixas mais amplas, a convergência ficou mais distante de ser atingida em 250 gerações sem o uso da constante multiplicadora (faixas 5 e 6). A convergência mais lenta nestes casos deve-se ao fato do espaço de busca do AG ser ampliado. A análise dos gráficos sugere a utilização da constante multiplicadora ao invés da busca direta por faixas.

Como dito anteriormente, os maiores valores para a função de aptidão foram obtidos para as constantes multiplicadores de 10 e 50, esta última apresentando resultados ainda mais elevados. Esta indicação difere um pouco dos estudos apresentados por Reis *et al.* (2005) e Reis e Pinheiro (2005), que indicam como 100 o melhor valor para esta constante.

Face ao exposto, as simulações seguintes serão realizadas com a utilização da constante multiplicadora G de 50 e o vetor de pesos W variando no intervalo de 0 a 1.

A figura 8.15 mostra a variação dos valores médios dos pesos compensatórios w para cada multiplicador G adotado. Apesar de esses resultados serem obtidos para valores inteiros de G , os gráficos foram conectados por linhas para uma melhor visualização da variação dos pesos. Observa-se que não há um comportamento padrão para todos os w em função da variação de G .

Figura 8.15: Valores médios dos pesos compensatórios para cada multiplicador G .

8.3. Refinamento das Soluções

Apesar das inúmeras vantagens reportadas na literatura com relação à utilização dos Algoritmos Genéticos, estes consomem um enorme tempo computacional quando comparado com técnicas de otimização convencionais, como Newton-Raphson e Levenberg-Marquardt, além da falta de refinamento nas soluções (Soares, 2003).

Assim, como forma de reduzir o esforço computacional e refinar as soluções, foi realizada a hibridização do AG com o algoritmo de busca local Simplex, proposto por Nelder e Mead (1965). Desta forma, alia-se a capacidade dos AG's de "varrer" os espaços de busca com rapidez ao método de busca local Nelder e Mead, que também não utiliza derivadas da função objetivo e pode promover o refinamento das soluções obtidas via AG.

Conforme as análises realizadas anteriormente, utilizou-se o AG *steady-state*, recombinação aritmética com probabilidade de recombinação de 0,8, seleção por Roda da Roleta das soluções remanescentes e probabilidade de mutação de 0,0588 ($1/L$). Para a determinação dos FRC's adotou-se a constante multiplicadora G igual a 50 e pesos w variando na faixa de 0 a 1.

Uma das maiores dificuldades quando se aplica um método híbrido é determinar o número de gerações para o AG. Portanto, uma análise do número de gerações, antes que o método Simplex seja utilizado, foi realizada.

Como forma de analisar o número de gerações necessárias para a aplicação do refinamento das soluções pelo método Simplex, procedeu-se à aplicação dos AGs em 30 populações iniciais distintas com 100 indivíduos cada e um número máximo de gerações de 1500.

A figura a seguir mostra a evolução da função de aptidão das 30 populações iniciais distintas após 1500 gerações, onde cada curva representa uma população distinta.

Figura 8.16: Evolução da função de aptidão para as 30 populações geradas após 1500 gerações.

Observa-se que a partir de 250 iterações, as soluções obtidas pelas 30 populações iniciais começam a aproximar-se do ótimo. Desta forma, como forma de investigar a melhor utilização do método híbrido, aplicou-se o algoritmo de busca local Simplex após 10, 25, 50, 100, 125, 150, 200, 225 e 250 iterações. Os resultados foram avaliados em termos da redução do esforço computacional e do valor da função de aptidão obtida.

A figura 8.17 mostra o desvio obtido após aplicação do algoritmo Simplex para os números de gerações descritos anteriormente em relação à função de aptidão produzida pelo AG com 1500 gerações.

Figura 8.17: Desvio da função de aptidão obtido em relação ao AG com 1500 geração.

A otimização com o AG considerando como critério de parada 1500 gerações consumiu um tempo computacional de aproximadamente 19 minutos. O tempo consumido para os onze critérios de paradas (número de gerações diferentes) bem como as funções de aptidão produzidas antes e após a aplicação do Simplex pode ser visualizado na tabela 8.1.

Tabela 8.1: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 10, 25, 50 e 75 iterações de AG.

Pop.		Número de Gerações							
		10		25		50		75	
		Tempo Médio Consumido							
		12 s	29 s	27 s	44 s	47 s	64 s	73 s	90 s
	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois	
1	675384	676752	676482	678714	678395	678739	678395	679100	
2	675312	678606	678262	678606	678262	678694	678350	678699	
3	674161	677474	676803	677940	677940	678827	678827	679045	
4	677208	677881	677806	678393	677806	678393	678447	678491	

Tabela 8.1 (cont.): Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 10, 25, 50 e 75 iterações de AG.

Pop.	Número de Gerações							
	10		25		50		75	
	Tempo Médio Consumido							
	12 s	29 s	27 s	44 s	47 s	64 s	73 s	90 s
	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois
5	677932	678402	677932	678402	678282	678556	678516	678933
6	676475	677395	676494	677457	677112	677519	677128	677541
7	674080	677387	676175	677928	676882	677998	676952	677998
8	675812	677297	677224	678504	678558	678835	678881	679045
9	675558	676472	675929	678366	678232	678395	678403	678824
10	676643	677707	677605	677998	677605	677998	677605	677998
11	677133	678050	678144	678976	678144	678976	678144	679177
12	676484	677073	677041	677898	677872	678441	678441	678843
13	676128	678072	677388	678366	678371	678593	678476	678593
14	673633	677996	677096	677998	677098	677998	677098	677998
15	676944	677637	677936	678025	677936	678025	677936	678025
16	676130	676470	676211	678394	678311	678870	678759	678875
17	675339	677721	677373	678150	678108	678938	678896	679128
18	674131	677887	677012	677887	677101	677887	677102	677892
19	674545	677289	676995	678238	677920	678350	678035	678350
20	675839	677706	676592	678696	678492	678699	678495	678700
21	676724	678456	678015	678824	678832	678850	678832	678850
22	677818	677885	677818	678508	678508	678824	678824	678824
23	676470	676962	676470	678179	676470	678280	676470	678330
24	675629	676982	677264	677750	677502	677914	677678	677923
25	674392	677260	676541	678348	677265	678348	677316	678348
26	674533	677486	676666	678163	677361	678163	677361	678163
27	671081	677860	673766	678665	673766	678816	673766	678816
28	674399	676463	675576	677655	676767	677998	677109	677998
29	674899	677299	677097	677892	677362	677892	677362	677892
30	674362	676745	675793	678004	677096	678006	677098	678052
Máx.	677932	678606	678262	678976	678832	678976	678896	679177
Méd.	675506	677489	676917	678231	677645	678394	677823	678482
CV	0,0021	0,0009	0,0014	0,0005	0,0014	0,0006	0,0015	0,0007

Tabela 8.2: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 100, 125, 150 e 175 iterações de AG.

Pop.	Número de Gerações							
	100		125		150		175	
	Tempo Médio Consumido							
	93 s	100 s	125 s	142 s	136 s	155 s	156 s	173 s
	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois
1	679045	679100	679045	679100	679045	679100	679045	679100
2	678355	678700	678356	678700	678356	678700	678356	678700
3	679045	679045	679045	679046	679046	679046	679046	679046
4	678531	679053	678658	679053	678658	679053	678658	679053
5	678832	678933	678832	678933	678832	678933	678835	679099
6	677149	677562	677150	677702	677246	677761	677305	677887
7	676952	677998	676952	677998	676952	677998	676952	677998
8	679099	679100	679099	679230	679100	679230	679100	679230
9	678403	678824	678403	679045	678403	679046	679054	679100
10	677605	677998	677605	677998	677605	677998	677605	678263
11	678144	679286	678144	679321	678144	679321	678144	679321
12	678570	678843	678824	678878	678824	678878	678824	678878
13	678562	678593	678562	678593	678562	678593	678562	678593
14	677098	678159	677098	678159	677098	678159	677098	678159
15	677936	678025	677936	678228	677936	678696	677936	678735
16	678759	678875	678759	678996	678759	678996	678759	678996
17	678962	679128	678962	679181	678962	679181	678962	679181
18	677106	677892	677106	677892	677106	677892	677106	677892
19	678035	678676	678052	678680	678385	678687	678392	678710
20	678496	678700	678496	678700	678496	678700	678496	678973
21	678832	678850	678832	678850	678832	678850	678832	679045
22	678824	678879	678824	679100	678824	679100	678824	679100
23	676470	678861	676470	679071	676470	679071	676470	679071
24	677687	678119	677883	678262	678026	678262	678026	678262
25	677316	678348	677316	678348	677316	678348	677316	678348
26	677361	678163	677361	678163	677361	678163	677361	678163
27	673766	678816	673766	678816	673766	678816	673766	678816
28	677109	677998	677109	677998	677109	677998	677109	678015
29	677638	678230	678027	678842	678639	678842	678639	678842
30	677098	678052	677098	678052	677098	678052	677098	678052
Máx.	679099	679286	679099	679321	679100	679321	679100	679321
Méd.	677893	678560	677926	678631	677965	678649	677989	678688
CV	0,0016	0,0007	0,0016	0,0007	0,0016	0,0007	0,0017	0,0007

Tabela 8.3: Valores de aptidão obtidos para as simulações realizadas com 200, 225, 250 e 1500 iterações de AG.

Pop.	Número de Gerações						
	200		225		250		1500
	Tempo Médio Consumido						
	176 s	195 s	198 s	115 s	225 s	240 s	19 min
	Antes	Depois	Antes	Depois	Antes	Depois	
1	679045	679100	679045	679100	679045	679100	679046
2	678356	678700	678356	678700	678356	678702	678702
3	679046	679046	679046	679046	679046	679046	679046
4	679099	679100	679099	679100	679099	679100	679100
5	678835	679099	678835	679099	678835	679099	679054
6	677496	677887	677496	677887	677496	678654	678654
7	676952	677998	676952	677998	676952	677998	677998
8	679100	679230	679100	679230	679100	679230	679100
9	679054	679100	679054	679100	679054	679100	679054
10	677605	678263	678291	678735	678391	679074	679074
11	678144	679321	678144	679321	678144	679324	679324
12	678824	679097	678824	679097	679046	679097	679046
13	678562	678593	678562	678593	678562	679054	679054
14	677098	678159	677098	678159	677098	678159	678145
15	677936	678735	677936	678735	677936	679346	679346
16	678759	678996	678759	678996	678759	678996	678963
17	678962	679181	678962	679181	678962	679181	679004
18	677106	677892	677106	677892	677106	678260	678260
19	678415	678715	678420	678751	678420	678751	678751
20	678496	678973	678496	678973	678496	678973	678842
21	678835	679053	679053	679053	679053	679054	679054
22	678824	679100	678824	679100	678824	679100	679046
23	676470	679071	676470	679071	676470	679860	679860
24	678026	678262	678026	678270	678034	678810	678810
25	677316	678348	677316	678434	677316	678434	678363
26	677361	678274	677361	678341	677361	678408	678408
27	673766	678816	673766	678816	673766	679719	679719
28	677120	678227	677120	678227	677267	678227	678156
29	678639	678842	678639	678842	678639	678843	678843
30	677098	678145	677245	678145	677245	678145	678145
Máx.	679100	679321	679100	679321	679100	679860	679860
Méd.	678012	678711	678047	678733	678063	678895	678866
CV	0,0017	0,0007	0,0017	0,0006	0,0017	0,0007	0,0007

A partir da Figura 8.16, observa-se que as simulações realizadas com as 30 populações aproximaram-se muito do valor da função de aptidão atingida para 1500 gerações. Para a maioria das amostras, essa situação deu início a partir de 100 gerações seguindo-se a aplicação do algoritmo simplex. Observou-se uma redução no tempo computacional médio neste caso de 19 minutos para 125 s. Desta forma, os resultados indicam que a hibridização do AG com o algoritmo de busca local Simplex produziu bons resultados na redução do tempo computacional e no refinamento da função de aptidão.

Para todas as simulações realizadas, o tempo computacional consumido pelo método Simplex foi reduzido, com um número médio de iterações da ordem de 70.

Assim, a proposição do modelo híbrido foi vantajosa, pois além dos valores atingidos pela função de aptidão serem satisfatórios, houve uma enorme redução no esforço computacional. Nas simulações seguintes será utilizado o modelo híbrido com a aplicação do método Simplex após 100 iterações do AG.

8.4. Comparação dos Resultados

Com o intuito de tecer uma análise comparativa do método estudado, os resultados obtidos foram confrontados com os apresentados por Brandão (2004), que também estudou a operação do sistema de reservatórios do rio São Francisco, com a aplicação de um algoritmo de programação Não-Linear, utilizando o pacote MINOS que usa o método do gradiente reduzido em combinação com o método quasi-Newton.

Para obter as regras com base na série histórica, o referido autor escolheu quatro séries de seis anos que representassem cenários definidos como seco, mediano e úmido e o cenário correspondente ao período crítico do setor hidrelétrico que, segundo o autor, ocorreu na metade da década de 50. Para o processamento, esse cenário crítico foi definido com base no período maio de 1951 a abril de 1957.

Os estudos de seleção dos demais cenários hidrológicos foram desenvolvidos a partir das séries de vazão de Três Marias e Sobradinho, principais séries ao longo do rio. Para a definição dos cenários, o autor determinou a distribuição conjunta das médias móveis de Três Marias e a incremental de Sobradinho, obtendo os pontos correspondentes ao 1º, 2º e 3º quartil, ou seja, períodos de 6 anos consecutivos cujas médias móveis estão associadas a probabilidades acumuladas conjuntas, respectivamente, iguais a 25%, 50% e 75%. Com base nos resultados, os cenários hidrológicos foram caracterizados da seguinte forma:

- **Cenário seco:** correspondente aproximadamente a uma probabilidade acumulada igual a 25%, cujas vazões médias referem-se ao período outubro de 1966 a setembro de 1972.
- **Cenário mediano:** correspondente aproximadamente a uma probabilidade acumulada igual a 50%, cujas vazões médias referem-se ao período outubro de 1974 a setembro de 1980.
- **Cenário úmido:** correspondente aproximadamente a uma probabilidade acumulada igual a 75%, cujas vazões médias referem-se ao período outubro de 1940 a setembro de 1946.

Para permitir uma comparação justa dos resultados obtidos com os apresentados por Brandão (2004), adotou-se o mesmo armazenamento inicial escolhido dos reservatórios. Para esta escolha, ele definiu como mês inicial aquele que apresentasse maior média de armazenamento ao otimizar toda série histórica disponível (1931 a 2001). Os resultados indicaram que as médias mais elevadas referem-se aos armazenamentos no final do mês de abril. Os valores resultantes foram os seguintes:

- Três Marias, armazenamento inicial = 83%.
- Sobradinho, armazenamento inicial = 70%.
- Itaparica, armazenamento inicial = 100%.

Assim, os cenários hidrológicos definidos anteriormente foram estabelecidos como iniciando no mês de maio do ano subsequente.

A metodologia empregada no presente trabalho permite a extração de regras de operação bem como a determinação do volume final dos reservatórios ao final do período de otimização. Logo, a comparação dos resultados obtidos com os apresentados por Brandão (2004) auxilia na verificação da ordem de grandeza dos resultados já que o referido autor não traça regras, mas sim otimiza o período com base em premissas acerca do futuro.

Para tanto, aplicou-se o método híbrido apresentado anteriormente à série histórica completa disponibilizada pela ONS (1931 – 2001) a fim de se estabelecer o melhor conjunto de pesos para os registros históricos. A seguir, com base nos resultados dos pesos obtidos, procedeu-se à otimização dos períodos de seis anos considerados, em escala temporal mensal de forma seriada, para os cenários apresentados.

Para a determinação dos pesos, utilizou-se a mesma metodologia seguida nas simulações anteriores. Partiu-se de um conjunto de 30 populações aleatórias iniciais distintas de pesos e com a utilização do AG *steady-state*, recombinação aritmética com probabilidade de recombinação de 0,8, seleção por Roda da Roleta das soluções remanescentes e probabilidade de mutação de 0,0588 (1/L), constante multiplicadora G de 50 e realizou-se 100 iterações dos AGS, aplicando-se em seguida o refinamento da melhor solução com o método Simplex. Uma estatística dos pesos obtidos pode ser visualizada na tabela 8.4.

Tabela 8.4: Estatística dos Pesos obtidos para a série histórica completa.

Pesos	Média	Desvio	CV
W1	0,554395	0,212137	0,38
W2	0,554224	0,218869	0,39
W3	0,650508	0,244441	0,38
W4	0,673156	0,216326	0,32
W5	0,601333	0,209368	0,35
W6	0,600185	0,185486	0,31
W7	0,556742	0,234813	0,42
W8	0,553946	0,214521	0,39
W9	0,516363	0,217970	0,42
W10	0,459324	0,287600	0,63
W11	0,431731	0,287876	0,67
W12	0,421039	0,222360	0,53
W13	0,554036	0,293034	0,53
W14	0,074914	0,035696	0,48
W15	0,580888	0,263477	0,45
W16	0,492825	0,345268	0,70
W17	0,474589	0,302671	0,64

A seguir são apresentados os gráficos dos volumes armazenados para os reservatórios de Três Marias, Sobradinho e Itaparica com a utilização dos conjuntos de pesos que resultaram em uma maior energia total gerada para o período de simulação (série histórica completa) e com a utilização da constante multiplicadora G igual a 50, considerando-se os quatro cenários apresentados anteriormente. As usinas de Paulo Afonso-Moxotó e Xingó operam a fio d'água.

Figura 8.18: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário úmido.

Figura 8.19: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário úmido.

Figura 8.20: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário úmido.

Figura 8.21: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário mediano.

Figura 8.22: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário mediano.

Figura 8.23: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário mediano.

Figura 8.24: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário seco.

Figura 8.25: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário seco.

Figura 8.26: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário seco.

Figura 8.27: Operação do Reservatório Três Marias durante o cenário crítico.

Figura 8.28: Operação do Reservatório Sobradinho durante o cenário crítico.

Figura 8.29: Operação do Reservatório Itaparica durante o cenário crítico.

Figura 8.30: Trajetória de armazenamentos (Cenário Úmido).

Figura 8.31: Trajetória de armazenamentos (Cenário Mediano).

Figura 8.32: Trajetória de armazenamentos (Cenário Seco).

Figura 8.33: Trajetória de armazenamentos (Cenário Crítico).

As Figuras 8.30 a 8.33 mostram as curvas de trajetórias de armazenamento para cada usina, considerando-se os quatro cenários estudados. Observa-se que os volumes armazenados nos reservatórios seguem uma oscilação natural decorrente da sazonalidade.

Para os quatro cenários estudados, o reservatório de Sobradinho apresentou um menor volume percentual resultante, principalmente, da demanda de irrigação existente à jusante do mesmo. Observa-se claramente um ciclo de enchimento intra-anual no reservatório de Itaparica.

Para os cenários seco e crítico do setor elétrico, o modelo resultou em armazenamento próximo ao mínimo para o reservatório de Sobradinho com uma conservação do volume do reservatório de Três Marias para ser utilizado a partir da metade do período, momento em que ocorre um maior deplecionamento dos reservatórios.

Nota-se que para os cenários úmido e mediano, a variação dos volumes nos reservatórios tendem a seguir somente o efeito da sazonalidade, presente tanto nas afluências como nas demandas.

Os resultados obtidos para a energia média mensal gerada com os diversos cenários utilizados podem ser visualizados na tabela a seguir.

Tabela 8.5: Energia média mensal (MW) gerada para cada cenário estudado.

Cenário	Energia Média Mensal (MW)	
	Modelo Proposto	Brandão
Seco	5538	5749
Mediano	6308	6410
Úmido	6982	7191
Crítico	4817	5372

Os valores obtidos na otimização mostraram-se próximos aos apresentados por Brandão (2004), que utilizou um algoritmo de Programação Não Linear. Em seu trabalho, Brandão estabeleceu que os volumes ao final na simulação devessem ser iguais aos do início do período. Vale frisar que a metodologia em estudo não estabelece regras de operação *a priori*, o que demonstra um avanço da técnica utilizada. Esta metodologia, que extrai regras de operação, não é comparável diretamente com a metodologia seguido por Brandão (2004), que otimiza somente o período em análise. Portanto, as comparações apresentadas servem somente como indicação da ordem de grandeza dos resultados.

9. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O presente trabalho utilizou e propõe modificações no procedimento híbrido de Algoritmos Genéticos e Programação Linear, recentemente apresentado por Reis *et al.* (2005), como uma aproximação estocástica ao método de decomposição de Bender proposto por Pereira e Pinto (1985).

Para tanto, a Programação Linear utilizada originalmente foi substituída pela Programação Linear Sucessiva e incorporou-se o algoritmo SIMPLEX, proposto por Nelder e Mead (1965) para refinar as soluções apresentadas pelos AGs. Com essa substituição, foi possível considerar todas as não linearidades do problema de otimização da operação de sistemas de reservatórios e aplicar a metodologia a um sistema real.

A metodologia empregada visou principalmente maximizar a energia gerada pelo sistema de estudo, considerando as demandas hídricas como restrições do problema.

O estudo de caso analisado diz respeito aos reservatórios existentes na bacia do rio São Francisco, totalizando cinco usinas em cascata, em que duas operam a fio d'água, o complexo Paulo Afonso-Moxotó e Xingo. Os principais reservatórios, com capacidade de regularização pluri-anual, são Três Marias e Sobradinho, seguidos do reservatório de Itaparica, com capacidade de regularização intra-anual.

Para a determinação das variáveis indiretas dos problemas, os Fatores de Redução de Custo, foram utilizados os Algoritmos Genéticos hibridizados com o algoritmo de busca local Nelder e Mead. O tipo de AG utilizado foi o AG *steady state*.

Foram feitas análises para a determinação dos melhores operadores dos AGs para a resolução do problema. O problema de determinação das variáveis indiretas mostrou-se sensível somente ao tipo de seleção adotado, não apresentando diferenças quando ao tipo de recombinação. O tipo de seleção que apresentou melhores resultados em relação à função

de aptidão foi a seleção por Roda da Roleta. Optou-se por utilizar a recombinação aritmética.

Foram testados os valores mais adequados para a probabilidade de mutação e recombinação. O conjunto que se apresentou mais indicado foi a probabilidade de mutação e recombinação de 0,0588 e 0,8 respectivamente.

Um estudo do número ótimo de iterações de AGs necessário à aplicação do algoritmo Nelder e Mead foi realizado, mostrando que um número de 100 iterações é suficiente para obter soluções, após a hibridização, próximas às apresentadas após 1500 gerações dos AGs.

A utilização do modelo híbrido mostrou-se vantajosa, pois permitiu a redução do esforço computacional sem comprometer os resultados apresentados pela função de aptidão.

A comparação dos resultados com os apresentados por Brandão (2004) permitiu concluir que, embora o modelo de otimização utilizado não fixasse regras operacionais a priori, ele possibilitou que a definição dos volumes dos reservatórios fossem extraídas com base nos resultados da otimização, pois estes se aproximaram do ótimo dos períodos analisados.

A operação dos reservatórios foi analisada de acordo com quatro cenários pré-estabelecidos: seco, mediano, úmido e crítico. As curvas de trajetórias de armazenamento para cada usina, considerando-se os quatro cenários estudados, seguiram uma oscilação natural decorrente da sazonalidade.

Na análise da operação dos múltiplos reservatórios, o reservatório de Sobradinho apresentou um menor volume percentual decorrente, principalmente, devido à demanda de irrigação existente à jusante do mesmo. Observou-se claramente um ciclo de enchimento intra-anual no reservatório de Itaparica.

Para os cenários seco e crítico do setor elétrico, o modelo resultou em armazenamento próximo ao mínimo para o reservatório de Sobradinho com uma conservação do volume do reservatório de Três Marias para ser utilizado a partir da metade do período, momento em que ocorre um maior deplecionamento dos reservatórios.

Nota-se que para os cenários úmido e mediano, a variação dos volumes nos reservatórios tenderam a seguir somente o efeito da sazonalidade, presente tanto nas afluições como nas demandas.

Vislumbram-se diversas investigações a serem realizadas, dentre as quais incluem-se a análise detalhada da estrutura de pesos arbitrados e a possibilidade do tratamento multiobjetivo do problema, em conformidade com o conceito de Pareto, como uma possibilidade de dar tratamento mais abrangente ao mesmo problema.

A questão da incerteza das afluições naturais deve ser incorporada, possibilitando a análise da influência desta incerteza na determinação dos Fatores de Redução de Custo e no processo de otimização.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS*

ALBUQUERQUE, A.S.O., ANDRADE, P.R.G.S, CURI, R.C. e CURI, W.F. **Uma análise da operação de um sistema de cinco reservatórios do Alto Capibaribe, Pernambuco.** In: XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2003, Curitiba. XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: ABRH, 2003.

ANA, Agência Nacional de Águas. **Plano Decenal de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco (2004-2013): síntese executiva com apreciação das deliberações do CBHSF aprovadas na III Reunião Plenária de 28 a 31 de julho de 2004.** / Agência Nacional de Águas - Brasília: ANA, 2005. 142 p.

ANA, Agência Nacional de Águas. **Resolução no. 145, de 22 de Julho de 2002.** Brasília: Ana, 2002.

BARÁN, B., VON LÜCKEN, C. e SOTELO, A. **Multi-objective pump scheduling optimization using evolutionary strategies.** Advances in Engineering Software. 36, p. 39-45, 2005.

BARCELOS, J.C.H. **Algoritmos genéticos adaptativos: Um estudo comparativo.** São Paulo, 2000. 131p. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2000.

BARROS, M.T.L., TSAI, F.T-C., YANG, S., LOPES, J.E.G. e YEH, W.W.G. **Optimization of large-scale hydropower system operations.** Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 129(3), 178-188, 2003.

BERKELAAR, M., EIKLAND, K. e NOTEBAERT, P. **Open source (Mixed-Integer) Linear programming system.** GNU LPGL (Lesser General Public Licence). Versão 5.1.0.0, Maio, 2004.

BESSA, M.R., MAROSOWSKI FILHO, M., FAVORETO, R.S. e SALMAZO, C.T. **Otimização da operação em longo prazo das usinas de foz do areia e segredo na bacia do rio Iguaçu.** In: XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2003, Curitiba. XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: ABRH, 2003.

* De acordo com:

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 6023: Informação e documentação: Referências – Elaboração. Rio de Janeiro, 2002.

- BRAGA, B.P.F., YEH, W.W.G., BECKER, L. e BARROS, M.T.L. **Stochastic optimization of multiple-reservoir-system operation**. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 117(4), 471-481, 1991.
- BRANDÃO, J.L.B. **Modelo para operação de sistemas de reservatórios com usos múltiplos**. 2004. 160p. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2004.
- CAI, X., McKINNEY, D.C. e LASDON, L.S. **Solving nonlinear water management models using combined genetic algorithm and linear programming approach**. Advances in Water Resources, 24, p. 667-676, 2001.
- CARDOSO, G.B.B. **Uso de otimização/simulação e previsão de afluências na operação tática dos reservatórios do sistema Jaguaribe-Metropolitano**. Fortaleza, 2003. 141p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Ceará, 2003.
- CARRIJO, I.B. **Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de algoritmos genéticos multiobjetivo e aprendizado de máquina**. São Paulo, 2004. 217p. Tese (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2004.
- CELESTE, A.B., SUZUKI, K. e KADOTA, A. **Algoritmos genéticos para operação ótima de sistemas de recursos hídricos em tempo real**. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 8 (3), 2003.
- CERVELLERA, C., CHEN, V.C.P. e WEN, A. **Optimization of a large-scale water reservoir network by stochastic dynamic programming with efficient space state discretization**. European Journal of Operational Research, 171, p. 1139-1151, 2006.
- CERVELLERA, C., CHEN, V.C.P. e WEN, A. **Optimization of large-scale water reservoir network by stochastic dynamic programming with efficient state space discretization**. European Journal of Operational Research, 171, 1139-1151, 2006.
- DAVIS, L. **Handbook of genetic algorithm**. New York. Van Nostrand Reinhold, 1991.
- DHILLON, J.S., PARTI, S.C. e KOTHARI, D.P. **Fuzzy decision making in multiobjective long-term scheduling of hydrothermal system**. Electrical Power and Energy Systems, 24, p. 19-29, 2001.

DORFMAN, R. **Mathematical models: The multi-structure approach. Design of water resources systems.** A. Maass *et al.*, eds., Havard University Press, Cambridge, Mass, 1962.

ESHELMAN, L.J. e SCHAFFER, J.D. **Real-code genetic algorithm and interval-schemata.** In Foundations of Genetic Algorithm 2 (FOGA 2), p. 187-202, 1993.

FABER, B.A. e STEDINGER, J.R. **Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts.** Journal of Hydrology. 249, 113-133, 2001.

FERRERO, R.W. e RIVERA, J.F. **A dynamic programming two-stage algorithm for long-term hydrothermal scheduling of multireservoir systems.** IEEE Transactions on Power Systems. 13(4), p. 1534-1540, 1998.

FOUED, B.A e SAMEH, M. **Application of goal programming in multi-objective reservoir operation model in Tunisia.** European Journal of Operational Research. 133: 352–361, 2001.

GALVÃO, C. O. e VALENÇA, M. J. S., (Organizadores) **Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais.** Porto Alegre; Ed Universidade/UFRGS/ABRH, 1999 (Coleção ABRH de recursos hídricos; 7.).

GOLDBERG, D.E. **Genetic algorithms in search, optimization and machine learning.** Addison-Wesley, Reading, Mass, 1989.

GRYGIER, J., e STEDINGER, J. **Algorithms for optimizing hydropower system operation.** Water Resources Research. 21(1), p. 1–10, 1985.

HAUPT, R. I. e HAUPT, S. E., **Practical Genetic Algorithms**, Wiley, 1998. New York.

Hiew, K. **Optimization algorithms for large scale multi-reservoir hydropower systems.** PhD dissertation, Dept. of Civil Engineering, Colorado State Univ., Ft. Collins, Colo., 1987.

JAIRAJ, G.G. e VEDULA, S. **Multireservoir system optimization using fuzzy mathematical programming.** Water Resources Management (14), 457-472, 2000.

KO, S.K., FONTANE, D.G. e LABADIE, J.W. **Multiobjective optimization of reservoir systems operation**. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 116(6), 820-838, 1992.

LABADIE, J.W. **Optimal operation of multireservoir systems: state-of-the-art review**. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 130(2), 93-111, 2004.

LEITE, P.T., CARNEIRO, A.A.F.M. e CARVALHO, A.C.P.L.F. **Energetic operation planning using genetic algorithms**. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 17, 173-179, 2002.

LOPES, J.E.G., BARROS, M.T.L. e BRANDÃO, J.L.B. **Operação de sistemas hidrelétricos com usos múltiplos**. In: XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2003, Curitiba. XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: ABRH, 2003.

LOPES, J.E.G.; BARROS, M.T.L. e BRANDÃO, J.L.B. **Projeto de gerenciamento integrado das atividades desenvolvidas em terra na bacia do São Francisco - subprojeto 4.4: determinação de subsídios para procedimentos operacionais dos principais reservatórios da bacia do São Francisco**. Brasília: ANA/GEF/PNUMA/OEA, Novembro 2002.

MANTAWY, A.H., SOLIMAN, S.A. e EL-HAWARY, M.E. **An innovate simulated annealing approach to the long-term hydroscheduling problem**. Electrical Power and Energy Systems, 25, p. 41-46, 2003.

MELLO JR., A.V. e MATOS, L.N. **Otimização da operação de reservatórios pela programação dinâmica em um processo de decisão markoviano**. Revista Brasileira de Recursos Hídricos. Volume 4 n 3, Jul/Set 1999, 5-15, 1999.

MICHALEWICZ, Z. **Genetic algorithms + data structures = evolution programs**. Springer, New York, 1992.

MICHALEWICZ, Z., ATTIA, N. **Evolutionary optimization of constrained problems**. Spring-Verlag. New York, 1994.

NARESH, R. e SHARMA, J. **Hydro scheduling using ANN approach**. IEEE Transaction on Power Systems. 15(1), p. 388-395, 2000.

NASH, S. e SOFER, A. **Linear and nonlinear programming**. McGraw-Hill, New York, 1996.

NELDER, J. A. e MEAD, R. **A simplex method for function minimization**. The Computer Journal, 7(4), 308-313, 1965.

OLIVEIRA, J.A. e LANNA, A.E.L. **Otimização de um sistema de múltiplos reservatórios atendendo a múltiplos usos no Nordeste Brasileiro**. Revista Brasileira de Recursos Hídricos. Volume 2 n 2, Jul/Dez 1997, 123-141, 1997.

OLIVEIRA, R. e LOUCKS, D.P. **Operation rules for multireservoir systems**. Water Resources Research, 33(4), 839-852, 1997.

ONS, Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Diretrizes para as regras de operação de controle de cheias: ciclo 2002/2003**. Rio de Janeiro: Ons Outubro 2002a. (RE 3/229/2002).

ONS, Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Inventário das restrições operativas hidráulicas dos aproveitamentos hidrelétricos**. Rio de Janeiro: Ons, Novembro 2002b. (RE 3/332/2002).

ORERO, S.O. e IRVING, M.R. **A genetic algorithm modeling framework and solution technique for short term optimal hydrothermal scheduling**. IEEE Transaction on Power Systems. 13(2), p. 501-518, 1998.

PEREIRA, M.V.F. e PINTO, L.M.V.G. **Stochastic optimization of a multi-reservoir system: a decomposition approach**. Water Resources Research, 21(6), 779-792, 1985.

PONNAMBALAM, K., Karray, F. e Mousavi, S.V. **Minimizing variance of reservoir systems operations benefits using soft computing tools**. Fuzzy Sets and Systems 139: 451-461, 2003.

RE VELLE, C. **Chapter 1: Water resources: Surface water systems. Design and operation of civil and environmental engineering systems**. C. ReVelle and A. E. McGarity, eds., Wiley, New York, 1-39, 1997.

REIS, L. F. R. e PINHEIRO, T.M. **Combined Genetic Algorithm-Linear Programming (GA-LP) Procedure Applied to the Operation of Water Supply Reservoir System**. In: Dragan Savic; Godfrey Walters; Roger King; Soon-Thiam Khu. (Org.). *Water Management for the 21 st Century*. 1 ed. Exeter, UK, v. 1, p. 129-134, 2005.

REIS, L.F.R. **Caracterização Estocástica da operação ótima de sistemas hidrelétricos via Programação Dinâmica**. Tese de Doutorado- Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo – EESC/USP, 1990.

REIS, L.F.R. e AKUTSU, J. **Estratégias operacionais para sistemas de reservatórios via algoritmo genético**. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 7 (3), 2002.

REIS, L.F.R., WALTERS, G.A., SAVIC, D. e CHAUDHRY, F.H. **Multi-Reservoir Operation Planning using Hybrid Genetic Algorithm and Linear Programming (GA-LP): An Alternative Stochastic Approach**. *Water Resources Management*, 19, 831-848, 2005.

SIMONOVIC, S.P. **Reservoir systems analysis: Closing gap between theory and practice**. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, 118(3), 262-280, 1992.

SOARES, A.K. **Calibração de modelos de redes de distribuição de água para abastecimento considerando vazamentos e demandas dirigidas pela pressão**. São Carlos, 2003. 153 p. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2003.

TAO, T. e LENNOX, W.C. **Reservoir operations by successive linear programming**. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, 117(2), 274-280, 1991.

TEEGAVARAPU, R.S. e SIMONOVIC, S.P. **Optimal operation of reservoir systems using simulated annealing**. *Water Resources Management* (16), 401-428, 2002.

TOSPORNAMPAN, J., KITA, I., ISHII, M. e KITAMURA, Y. **Optimization of multiple reservoir systems operation using a combination of genetic algorithm and discrete differential dynamic programming: A case of study in Mae Klong system, Thailand**. *Paddy Water Environ*, 3. p. 29-38, 2005.

VOTRUBA, L. **Analysis of water resources systems**. Amsterdam: Elsevier, 1988.

WALL, M. **C++ library of genetic algorithm components**. Mechanical Engineering Department, Massachusetts Institute of Technology, 1996.

WARDLAW, R. e SHARIF, M. **Evaluation of genetic algorithms for optimal reservoir system operation**. Journal of Water Research Planning and Management. 125, 25, 1999.

WURBS, R.A. **Reservoir-system simulation and optimization models**. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 119(4), 455-472, 1993.

YEH, W. W-G., BECKER, L. e CHU, W. S. **Real-time hourly reservoir operational**. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, 105(2), 187-203, 1979.

YEH, W.W.G. **Reservoir Management and operation models: A state-of-the-art review**. Water Resources Research, 21(12), 1797-1818, 1985.

YEH, W.W.G. **State of the art Review-Theories and Applications of Systems Analysis Techniques of a Reservoir Systems**. Rep. UCLAENG-82-85, Water Resou. Progr. School of Eng. and Appl. Sci., Univ. Calif., Los Angeles, Calif., Junho, 1982.