

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A REDAÇÃO FINAL DA
TESE DEFENDIDA POR Gleuber Renato
Colnago..... E APROVADA
PELA COMISSÃO JULGADORA EM 03/02/2011

Gleuber Renato Colnago
ORIENTADOR

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Gleuber Renato Colnago

**Contribuição para a Otimização de Turbinas
em Usinas Hidrelétricas:
Especificação e Operação**

Campinas, 2011

09/2011

Glauber Renato Colnago

Contribuição para a Otimização de Turbinas em Usinas Hidrelétricas: Especificação e Operação

Tese apresentada ao Curso de Doutorado da Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Planejamento de Sistemas Energéticos.

Orientador: Prof. Dr. Paulo de Barros Correia

Campinas

2011

i

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

C677c Colnago, Glauber Renato
Contribuição para a otimização de turbinas em usinas hidrelétricas: especificação e operação / Glauber Renato Colnago. --Campinas, SP: [s.n.], 2011.

Orientador: Paulo de Barros Correia.
Tese de Doutorado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Turbinas hidráulicas. 2. Usinas hidrelétricas. 3. Algoritmos genéticos. 4. Otimização matemática. I. Correia, Paulo de Barros. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. III. Título.

Título em Inglês: Optimized use of hydro turbines in electric power plants:

Palavras-chave em Inglês: Hydro turbines, Hydroelectric power plants, Genetic algorithms, Mathematical optimization

Área de concentração: -

Titulação: Doutor em Planejamento de Sistemas Energéticos

Banca examinadora: Alcides Codeceira Neto, Aluizio Fausto Ribeiro Araujo, Takaaki Ohishi, Sérgio Valdir Bajay

Data da defesa: 03/02/2011

Programa de Pós Graduação: Planejamento de Sistemas Energéticos

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE ENERGIA

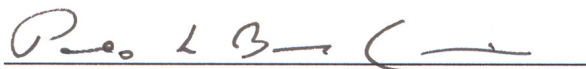
TESE DE DOUTORADO

Contribuição para a Otimização de Turbinas
em Usinas Hidrelétricas:
Especificação e Operação

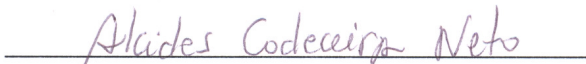
Autor: Glauber Renato Colnago

Orientador: Prof. Dr. Paulo de Barros Correia

A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Tese:



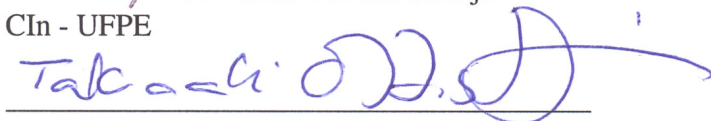
Prof. Dr. Paulo de Barros Correia, Presidente
FEM - UNICAMP



Prof. Dr. Alcides Codeceira Neto
POLI - UPE



Prof. Dr. Aluizio Fausto Ribeiro Araujo
CIn - UFPE



Prof. Dr. Takaaki Ohishi
FEEC - UNICAMP



Prof. Dr. Sérgio Valdir Bajay
FEM - UNICAMP

Campinas, 3 de fevereiro de 2011

Dedico este trabalho aos meus pais, Mario e Adelaide, às minhas irmãs, Elisângela e Gláucia e aos meus amigos, especialmente Camila.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço aos meus pais, Mario e Adelaide, por todo o apoio, mesmo sem entender direito o que é o tal do doutorado e o porquê que estudei tantos anos, o que é compreensível, uma vez que durante a infância e juventude deles, tinham que colher café, debulhar milho e capinar o mato. Essa conquista não é somente minha, mas deles por terem me iniciado nesta luta. Foram e são modelos de honestidade e humildade, virtudes que seguirei toda minha vida. Sou grato, também, às minhas irmãs, Elisangela e Glaucia, que acompanharam todo meu aprendizado e aguentaram o irmão pentelho, ensinando, mesmo que algumas vezes “à marra”, como se tornar um cidadão íntegro. Também agradeço aos meus cunhados, Lau e Junior, por terem participado da minha formação, e minha jovem sobrinha, Bianca, por trazer tanta alegria à família.

Agradeço ao meu orientador Paulo, profissional extremamente competente. Duas das suas grandes virtudes são paciência e gosto por ensinar. Sempre possui grandes ideias a oferecer, essenciais nos momentos em que o trabalho estagna. Ótimo orientador e grande parceiro de bar. Foi como um segundo pai para mim.

Agradeço àqueles que passaram pela sala IE301, corredor de alunos e também de outros institutos, sejam eles compatriotas, peruanos, colombianos, paraguaios ou de outras nacionalidades, dos quais mantive laços profissionais e de amizade: Adriana, Alaíse, Bruna, Camila, Carla, Danilo, Elisa, Fernando, Jéssica, Johnathan, Juan, Laura, Letícia, Luiz Eduardo, Matteus, Gustavo, Natália, Obed, Pacho, PC, Reynaldo e Rodrigo. Além destes nomes, existem outros de igual importância não citados. Agradeço também aos funcionários da secretaria de pós-graduação, limpeza, e outros departamentos.

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro e à Companhia Energética de São Paulo (CESP) juntamente com a Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (CHESF) e funcionários, em especial, João Paulo da CESP, e Sérgio, Antônio Melo, Adelmo e Alcides da CHESF, além de outros, pelas informações técnicas e dados fornecidos. Agradeço também aos professores Takaaki (FEEC/Unicamp) e Aluízio (CIn/UFPE) pelos ensinamentos.

Life is a play [...]
Charles Chaplin

RESUMO

Segundo cenários de previsões, a demanda de energia elétrica no Brasil tende a continuar crescendo, implicando na necessidade de se aumentar a oferta de energia através da instalação de novas usinas. Além disto, mostra-se importante a repotenciação de usinas existentes, pois se trata de uma alternativa de custos reduzidos para expandir a oferta de energia e a adequada operação das usinas. Baseado nisto, propõe-se duas metodologias para a otimização do potencial hidrelétrico. A primeira é a especificação de turbinas hidráulicas para usinas em construção, ou em repotenciação. A segunda metodologia diz respeito à operação de usinas em uma base diária, podendo tratar unidades geradoras (turbina-gerador) com diferentes curvas de eficiência, coordenando a maximização da eficiência na geração da energia com a minimização do número de partidas e paradas dessas unidades. Para esta última metodologia, como os objetivos são conflitantes, pode-se obter diversas soluções de despacho com características de manobras de unidades e eficiência diferentes, que podem ser quantificadas para se chegar à solução mais adequada de acordo com o preço da energia e estimativas de custos de manobras. Com relação à primeira metodologia, sabe-se que, geralmente, instala-se o mesmo tipo de turbina em todas as unidades geradoras, porém cada usina possui um regime de operação, o que motiva as seguintes questões: utilizar diferentes tipos de curvas de eficiência em uma usina pode trazer melhorias técnicas e econômicas? Quais formatos de curvas de eficiência seriam adequados para quais regimes de operação? A primeira metodologia, portanto, faz a escolha de perfis de curvas de eficiência de forma a maximizar a geração. Comparou-se curvas de eficiência características de turbinas Kaplan e Hélice. Os resultados mostram que, com operação adequada, pode-se chegar a patamares de eficiência com turbinas Hélice superiores às Kaplan, e o primeiro tipo possui a vantagem de ter menor custo. Ambos os problemas foram formulados como modelos matemáticos não lineares inteiros mistos e resolvidos com técnicas de algoritmos genéticos.

Palavras-chave: Turbinas Hidráulicas; Usinas Hidrelétricas; Despacho Ótimo; Algoritmos Genéticos; Especificação de Turbinas.

ABSTRACT

According to forecasts, the electric energy demand in Brazil will be increased, showing the necessity to increase the electric capacity by building new power plants. Moreover, the repowering of the existent power plants and an appropriate power plants operation are important. In this context, we propose two methodologies to optimize hydroelectric power plants potential. The first methodology is the specification of hydroelectric turbines to new hydro power plants, or to plants to be repowered. The second methodology is related to the power plants daily operation and it considers generation units with different efficiency curves. It is a model with the objectives of maximizing the plant efficiency and minimizing the generation units start up and shut down. For this last methodology, there were obtained some different solutions, with different characteristics of efficiency and different number of generation units start up and shut down. Those solutions can be qualified according to the electric energy price and costs of the status changes, with the objective to choose the most advantageous solution. In respect to the first methodology, it is known that, generally, the same configuration of turbines is installed into all generation units. However, every hydroelectric power plant has a different operation system. Therefore, the present thesis proposes to address the following question: Is it an advantageous option to choose different configuration of turbines in a same power plant? Which design of turbine efficiency curves would be ideal for each operation system? The first methodology chose turbine efficiency curves designs to optimize the electric energy efficiency. Kaplan and Propeller turbine efficiency curves were compared. The results show that, with an appropriate operation, it is possible to obtain higher efficiency level with Propeller when compared to Kaplan, and the first turbine has the advantage of lower costs. Both methodology were formulated as mixed integer non-linear mathematical models and are solved with genetic algorithms techniques.

keywords: Hydro-turbines; Hydroelectric Power Plants; Optimal Dispatch; Genetic Algorithms; Turbines Especification.

LISTA DE FIGURAS

2.1	Vista lateral de uma usina hidrelétrica (UHE)	13
2.2	Curva colina das unidades geradoras (UGs) de uma UHE	15
2.3	Curva de eficiência de uma UG para uma altura de queda fixa	15
2.4	Curvas de eficiência de turbinas com diferentes configurações geométricas	17
2.5	Vizualização computacional de uma Turbina Francis de alta velocidade específica . . .	19
2.6	Turbina Kaplan	20
2.7	Turbina Pelton	20
2.8	Formatos característicos das eficiências de turbinas hidráulicas	21
2.9	Campo de ampliação das turbinas Pelton, Francis e Kaplan	22
2.10	UHE Yinxiuwan - curva eficiência turbina original e duas turbinas de simulação numérica	23
2.11	Curvas de eficiência da UHE Boa Esperança	23
2.12	Cascata do Rio São Francisco	31
2.13	Eficiências das UGs da UHE Sobradinho, após quase 30 anos de instalação	35
3.1	Otimidade local e global	40
3.2	Convexidade em regiões factíveis	41
3.3	Relação de dominância entre soluções	47
3.4	Fronteira de Pareto e soluções dominadas	48
4.1	Curva de eficiência representada por três retas	66
4.2	Aproximação de curva através de segmentos de retas	67
4.3	Introdução de mais uma reta para aproximar a curva	67
4.4	Curva de eficiência aproximada por quatro segmentos de reta	68
4.5	Esquema do problema de operação de UHEs em cascata	74
4.6	Relação entre a operação de UHEs em cascata e o despacho de UGs	76
4.7	Representação esquemática das duas fases do despacho de UGs	84
4.8	Representação de uma solução da fase 2	86
5.1	Tipos de curvas utilizados para as simulações	91
5.2	Curva de geração da UHE Sobradinho	92

5.3	Frequência das potências da geração da UHE Sobradinho	93
5.4	Curva de permanência das potências da UHE Sobradinho	93
5.5	Curvas de eficiência das UGs da UHE Ilha Solteira	95
5.6	Curva de carga da cascata	97
5.7	Curva de carga de um dia de operação da UHE Ilha Solteira	99
6.1	Convergência para a especificação de UGs - cenário USB 2	103
6.2	Curva do perfil 2 e retas aproximantes	107
6.3	Convergência do método LS - cenário USB 2	108
6.4	Convergência para a especificação de UGs - cenário UHE Ilha Solteira	111
6.5	Geração total da casacata e das UHEs	112
6.6	Reservatório da UHE Luiz Gonzaga	113
6.7	Reservatório da UHE Paulo Afonso IV	113
6.8	Reservatório da UHE Xingó	114
6.9	Soluções não dominadas para a UHE Sobradinho	117
6.10	Soluções não dominadas para a UHE Ilha Solteira	120

LISTA DE TABELAS

4.3	Diferentes soluções obtidas na fase 1	79
4.4	Soluções da fase 1 para carga de 300 MW	80
4.5	Soluções da fase 1 para carga de 350 MW	80
4.6	Soluções da fase 1 para carga de 400 MW	80
5.1	Fatores de demanda por patamar e subsistema - ano 2010	88
5.2	Horas de permanência dos patamares - ano 2010 (<i>h</i>)	89
5.3	Percentual de permanência dos patamares - ano 2010 (%)	89
5.4	Preço por patamar e subsistema - ano 2009 (R\$/MWh)	90
5.5	Preço por patamar - ano 2009 - Brasil (R\$/MWh)	90
5.6	Coeficientes das curvas de eficiência para USB	91
5.7	Patamares de geração da UHE Sobradinho	93
5.8	Cenários da UHE Sobradinho para a especificação de UGs	94
5.9	Dados de eficiência das UGs da UHE Sobradinho	98
5.10	Dados de eficiência da UG 4 da UHE Sobradinho (queda de 20,4 m)	98
5.11	Coeficientes das curvas das UGs da UHE Sobradinho	98
6.1	Resultados obtidos com as combinações de operadores de AGs	102
6.2	Taxas de mutação e cruzamento fixadas	102
6.3	Melhor solução obtida com AGs - cenário USB 2	103
6.4	Alocação de geração para AGs - cenário USB 1	105
6.5	Melhor solução obtida com AGs - cenário USB 1	105
6.6	Alocação de geração para LS - cenário USB 1	106
6.7	Melhor solução obtida com LS - cenário USB 1	106
6.8	Alocação de geração para AGs - cenário USB 2	107
6.9	Alocação de geração nas UGs com LS (cenário USB 2)	108
6.10	Melhor solução obtida com LS para Cenário USB 2	109
6.11	Melhor solução obtida com AGs para a UHE Ilha Solteira	110
6.12	Alocação de geração nas UGs com perfil 1 para a UHE Ilha Solteira	110

6.13	Alocação de geração nas UGs com perfil 2 com AGs (cenário ILS)	110
6.14	Resultados das melhores combinações de parâmetros - fase 1, 500 MW	115
6.15	Resultados das melhores combinações de parâmetros - fase 1, 810 MW	116
6.16	<i>Status</i> das UGs da USB para a solução com menos manobras	117
6.17	<i>Status</i> das UGs da USB para a solução com mais manobras	117
6.18	Comparação das soluções não dominadas para a USB - R\$ 34,23/MWh	118
6.19	Comparação das soluções não dominadas para a USB - R\$ 100/MWh	119
6.20	<i>Status</i> das UGs da UHE ILS para a solução com menos manobras	120
6.21	Comparação das soluções não dominadas para a UHE ILS - R\$ 39,26/MWh	121
6.22	Comparação das soluções não dominadas para a UHE ILS - R\$ 100/MWh	121
A.1	Resultados obtidos com as combinações de operadores de AG	133
A.2	Resultados obtidos com as combinações de operadores e taxas de mutação e cruzamento	137

LISTA DE ALGORITMOS

3.1	Pseudo-código dos algoritmos genéticos simples (SGA)	43
3.2	Pseudo-código do SPEA	50
4.1	Pseudo-código da fase 1	85
4.2	Pseudo-código da fase 2 (SPEA)	85

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Siglas

AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétricas
CAG	Controle Automático de Geração
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CESP	Companhia Energética de São Paulo
CFD	Computational Fluid Dynamics
CHESF	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
EE	Estratégias Evolutivas
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
ILS	Usina Hidrelétrica Ilha Solteira
LINGO	Programa Computacional de Resolução de Problemas de Otimização Matemática
LS	Linearizações Sucessivas
MATLAB	Programa Computacional para Utilização de Ferramental Matemático
MME	Ministério de Minas e Energia
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
MOEAs	Algoritmos Evolucionários Multiobjetivos
NE	Subsistema Nordeste
NEWAVE	Programa Computacional do Setor Elétrico Nacional para Elaboração de Planejamento Energético
N	Subsistema Norte
NPGA	<i>Niched Pareto Genetic Algorithm</i>
NSGA	<i>Nondominated Sorting Genetic Algorithm</i>
O&M	Operação e Manutenção
ONS	Operador Nacional do Sistema
PAES	<i>Pareto-Archived Evolution Strategy</i>
PEN	Planejamento da Operação Energética
PE	Programação Evolutiva
PLD	Preço Líquido das Diferenças
PMO	Programa Mensal da Operação Energética

PO	Pesquisa Operacional
SE	Subsistema Sudeste e Centro Oeste
SIN	Sistema Interligado Nacional
SPEA	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</i>
NSPUC	Comissionamento Estático de Unidades Geradoras
S	Subsistema Sul
UAS	Usina Hidrelétrica Apolônio Sales (Moxotó)
UG	Unidade Geradora
UHE	Usina Hidrelétrica
ULG	Usina Hidrelétrica Luiz Gonzaga (Itaparica)
UPA	Complexo das Usinas Hidrelétricas Paulo Afonso I, II e III
USB	Usina Hidrelétrica Sobradinho
USQ	Usina Hidrelétrica Paulo Afonso IV
UXG	Usina Hidrelétrica Xingó
VEGA	<i>Vector Evaluated Genetic Algorithms</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

A	Solução ou indivíduo ascendente de AGs	
a	vazão afluente	$[m^3/s]$
B	Solução ou indivíduo descendente de AGs	
g	potência gerada	$[MW]$
q	vazão turbinada	$[m^3/s]$
v	vazão vertida	$[m^3/s]$
x	nível do reservatório de uma UHE	$[hm^3]$
y	variável de despacho de UG ou quantidade de UGs despachadas	
z	variável de escolha de perfil de curva de eficiência	
D	carga elétrica	$[MW]$
\overline{G}	potência máxima	$[MW]$
\underline{G}	potência mínima	$[MW]$
H	permanência de um patamar ou período	$[h]$
I	quantidade de UHEs (cascata)	
J	quantidade de UGs de uma UHE	
K	quantidade de diferentes perfis de curvas de eficiência	
P	preço da energia	$[R\$/MWh]$
N	tamanho de uma população de soluções de AGs	
T	quantidade de períodos de tempo ou patamares	
\overline{X}	volume máximo operacional em um reservatório	$[hm^3]$
\underline{X}	volume mínimo operacional em um reservatório	$[hm^3]$
n_s	rotação específica ou velocidade específica de uma turbina	$[rpm]$
\mathbb{I}	conjunto de índices das UHEs	
\mathbb{J}	conjunto de índices das UGs de uma UHE	
\mathbb{K}	conjunto de índices dos perfis de curva de eficiência	
\mathbb{M}	conjunto de índices de retas aproximantes a uma curva de eficiência	
\mathbb{T}	conjunto de índices dos períodos de tempo ou patamares	
η	eficiência	

θ função de geração ou produtividade

Índices

i índice da UHE

j índice da UG

k perfil de curva de eficiência

m índice de indivíduos de uma população de AGs ou índice de reta aproximante a uma curva de eficiência

t patamar ou período de tempo

Índice

1	Introdução	1
1.1	Modelos de Otimização e Computação Evolutiva	5
1.1.1	Modelos de Otimização	6
1.1.2	Modelos de Computação Evolutiva	9
2	Apresentação dos Problemas de Otimização	13
2.1	Introdução	13
2.2	Especificação de Unidades Geradoras	18
2.2.1	Descrição do Problema	18
2.2.2	Formulação Matemática	25
2.3	Operação Diária de Usinas Hidrelétricas	28
2.3.1	Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata	29
2.3.2	Despacho de Unidades Geradoras	33
3	Técnicas de Otimização Matemática	39
3.1	Otimização Matemática	39
3.2	Algoritmos Genéticos	41
3.3	Otimização Multiobjetivo	45
3.3.1	SPEA (<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</i>)	49
4	Implementação Computacional	52
4.1	Especificação de Unidades Geradoras (UGs) com Algoritmos Genéticos	52
4.1.1	Representação das Variáveis	53
4.1.2	População Inicial	54
4.1.3	Seleção	55
4.1.4	Cruzamento	57
4.1.5	Mutação	61
4.1.6	Resumo dos Operadores	63
4.1.7	Função de Adaptação e Restrições	64

4.2	Especificação de Unidades Geradoras através de Linearizações Sucessivas	65
4.3	Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata	71
4.4	Despacho de Unidades Geradoras com Algoritmos Genéticos	75
4.4.1	Fase 1: Despacho Independente	76
4.4.2	Fase 2: Acoplamento Diário	79
4.4.3	Algoritmo	83
5	Cenário de Estudos	87
5.1	Especificação de Unidades Geradoras	87
5.1.1	Fatores de Demanda - CCEE	87
5.1.2	Preços da Energia Elétrica - CCEE	89
5.1.3	Usina Hidrelétrica Sobradinho	90
5.1.4	Usina Hidrelétrica Ilha Solteira	95
5.2	Operação Diária de Usinas Hidrelétricas	96
5.2.1	Cascata do São Francisco	96
5.2.2	Despacho de Unidades Geradoras - UHE Sobradinho	97
5.2.3	Despacho de Unidades Geradoras - UHE Ilha Solteira	98
6	Estudo de Caso	100
6.1	Especificação de Unidades Geradoras	100
6.1.1	Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos	100
6.1.2	UHE Sobradinho	104
6.1.3	UHE Ilha Solteira	109
6.2	Operação Diária de Usinas Hidrelétricas	112
6.2.1	Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata	112
6.2.2	Despacho de Unidades Geradoras: Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos	114
6.2.3	Despacho de Unidades Geradoras: UHE Sobradinho	116
6.2.4	Despacho de Unidades Geradoras: UHE Ilha Solteira	119
7	Considerações Finais	122
7.1	Conclusões	122

7.2	Recomendações para Trabalhos Futuros	123
	Referências Bibliográficas	125
	Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos	133

1 Introdução

A principal fonte de geração de energia elétrica no Brasil provém de aproveitamentos hidrelétricos. Segundo o Banco de Informações de Geração de energia (ANEEL, 2010), a energia hidrelétrica representa 73,10% da capacidade instalada total de geração no País.

O Plano Nacional da Expansão 2030 (EPE, 2007) prevê aumento no consumo de energia elétrica com taxa anual entre 3,5% em um cenário de baixo crescimento e 5,1% em um outro cenário de alto crescimento. Assim, para acompanhar a demanda crescente, há a necessidade de aumentar a oferta de energia, através da instalação de novas usinas, inclusive usinas hidrelétricas (UHEs).

UHEs são vantajosas com relação às termelétricas no sentido de que o custo do “combustível”, ou seja, a água, é nulo, possui baixo custo de operação e manutenção (O&M), baixo custo da energia e tempo de vida longo (ROSA, 2007). E, apesar da tendência de diminuição percentual da participação das UHEs no total da potência instalada do Sistema Interligado Nacional (SIN) por uma série de dificuldades, principalmente na construção das mesmas, devido aos impactos ambientais no alagamento de áreas florestais, e possivelmente sociais, no deslocamento de comunidades dessas regiões, a oferta de energia hidrelétrica continuará a se expandir de forma significativa.

Por outro lado, a repotenciação e a operação otimizada das usinas existentes são alternativas a custos reduzidos de complementação da oferta de geração, principalmente para o atendimento da demanda de ponta de energia (EPE, 2009). A repotenciação corresponde a qualquer obra que vise gerar um ganho de potência ou de rendimento da usina. Segundo a EPE (2008), realizar a repotenciação das UHEs com mais de 20 anos de operação, totalizando 24,053 MW, implicaria em um aumento de energia firme de 272 MW médios, correspondente a um acréscimo de 605 MW na potência efetiva (2,84%).

Soares e Salmazo (1997) afirmam que a eficiência dos conjuntos turbina-gerador, ou seja, das unidades geradoras (UGs), são os principais fatores responsáveis pelo desempenho da geração de eletricidade em uma UHE, principalmente na operação de curto prazo, em que a meta é otimizar a eficiência na geração. Isto evidencia a importância da escolha de turbinas adequadas, seja na construção, ou na repotenciação das UHEs. Inclusive, em grandes UHEs, a principal forma de repotenciação é o reparo ou a substituição de turbinas ou geradores (VEIGA, 2001), no sentido de

melhorar a eficiência das UGs.

A substituição de turbinas é importante pois, ao longo da vida útil operativa de uma UG, ela sofre uma série de estresses de natureza térmica, elétrica e mecânica. Com o tempo, vão perdendo a habilidade de suportar esses estresses e a usina sofre, cada vez mais frequentemente, paradas indesejáveis para serviços de reparo e manutenção. Assim, UGs com muitos anos de operação, como é o caso de muitas no Brasil, possuem curvas de eficiência significativamente modificadas com relação ao que eram nos primeiros anos de operação, podendo haver significativa redução na eficiência.

A construção de turbinas conta com a realização de testes com modelos reduzidos, ou mesmo através de simulações computacionais para obter uma configuração da turbina (diâmetro da turbina, comprimento e ângulo de hélices, além de outras características) que garanta uma curva de eficiência considerada adequada, ou que garanta um pico de eficiência desejado. Além disto, não raramente, segundo especialistas, evita-se a construção de modelos reduzidos, por motivos de economia, e escolhe-se, o modelo, dentro da biblioteca do fabricante, que mais se adeque às condições da UHE. Após a escolha dos parâmetros, o mais comum é a instalação de todas as UGs da UHE com as mesmas características. Este é o caso da maioria das UHEs do SIN.

No entanto, cada usina possui um regime de operação. Algumas, por exemplo, fazem parte do Controle Automático de Geração (CAG), que tem como função manter o equilíbrio entre carga e geração e, desta forma, dependendo da necessidade, podem ter sua geração variando frequentemente. Mesmo dentro do regime operacional de cada empresa, algumas das suas UHEs concessionadas são alocadas gerando de forma mais constante do que outras das suas UHEs que acompanham mais as variações de carga. E, dentro de cada UHE, as UGs possuem objetivos diferentes. Algumas podem operar na base, com suas gerações mais constantes, enquanto que outras fazem o seguimento de carga, principalmente nos horários de ponta, tendo maiores variações na geração ao longo do dia.

Desta forma, insere-se as seguintes questões:

- Utilizar diferentes tipos de curvas de eficiência em uma usina pode trazer melhorias técnicas e econômicas?
- Quais formatos de curvas de eficiência seriam adequados para quais regimes de operação?

Estas perguntas são a motivação para um dos problemas deste trabalho, chamado de *Especificação de UGs*, que trata de escolher combinações de curvas de eficiência que garantam a máxima

eficiência na geração, para determinados regimes de carga. Estas simulações abrangem duas situações: a) a construção de uma nova UHE, onde tem-se maior liberdade para modificar parâmetros não só da turbina, como diferenças na própria UHE como conduto forçado, rotação, diâmetro e formato da turbina, e até mesmo, diferentes tipos de turbinas, respeitando-se a possibilidade de tal aplicabilidade, e b) repotenciação de UGs, o que implica que a usina já está construída e não se considera fazer modificações na estrutura da UHE; assim, a rotação da turbina também não é passível de mudança. Desta forma, a obtenção de diferentes perfis de curvas de eficiência são verificadas, realizando-se modificações na turbina apenas, como formato e ângulo de pás, entre outros aspectos possíveis.

Por outro lado, a utilização de mais de um perfil de curva de eficiência implica na necessidade de mudar a característica de despacho das UGs para a otimização adequada. Normalmente, aloca-se uma quantidade de UGs operando na base, enquanto que algumas são alocadas fazendo o seguimento de carga e outras atendendo a reserva girante. O mais comum é a operação da UHE em que se divide igualmente a carga entre as UGs despachadas, exceção feita às UGs que fazem o seguimento de carga, principalmente em momentos de maior variação de carga. Segundo a teoria matemática da otimização, no caso de UGs com o mesmo tipo de curva de eficiência, garante-se que a divisão igual de carga entre as UGs despachadas atende às condições para ótimo local, limitando o problema de operação otimizada da geração a escolher a quantidade de UGs a ser despachada (COLNAGO, 2007).

Já no caso de UGs com curvas diferentes, a premissa de divisão igual de carga não necessariamente é válida, devendo o modelo de despacho considerar as diferentes curvas. A partir disto, descreve-se o segundo problema tratado neste trabalho, o despacho de UGs que considerem suas individualidades, intitulado de *Operação diária de UHEs*. Este problema está dividido em dois subproblemas, a saber, *Operação de UHEs em cascata* e *Despacho de UGs*. O primeiro subproblema determina a geração de um dia para cada uma das UHEs de uma cascata, fazendo a coordenação hidráulica entre elas. Já o despacho de UGs determina a geração de cada uma das UGs de uma UHE. Este modelo é aplicável a duas situações, 1) UHE com UGs diferentes já na instalação das turbinas, seja na construção ou repotenciação da UHE, e 2) UGs que tiveram suas características modificadas com o tempo, uma vez que mesmo UGs construídas com as mesmas características, possuem particularidades que as diferenciam do modelo reduzido e que são acentuadas com os anos de operação.

Portanto, o principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de modelos matemático-computacionais para resolver problemas relacionados à otimização da operação e especificação de UGs. A saber, os modelos desenvolvidos neste trabalho foram intitulados:

- Especificação de UGs, e
- Operação diária de UHEs:
 - Operação de UHEs em cascata
 - Despacho de UGs

Aqui valem algumas considerações. Segue uma das questões que motivam o trabalho: É razoável utilizar curvas do modelo reduzido nos modelos de otimização da operação, visto que estas curvas podem não representar adequadamente a eficiência das UGs? Caso um agente obtenha dados mais realistas, os métodos desenvolvidos são adequados para a otimização da operação de UGs com estas curvas mais realistas. Além disso, a metodologia de especificação de UGs auxilia na escolha das turbinas e, conseqüentemente, das curvas de eficiência.

Para ambos os problemas, especificação de UGs e Otimização diária de UHEs, o fator determinante é a curva de eficiência para cada UG. No problema de especificação de UGs, uma abordagem não explorada na bibliografia, o perfil de curva de eficiência de cada UG não está determinado a priori, sendo a escolha de um perfil para cada UG um resultado do problema, que faz a escolha com o objetivo de maximizar a eficiência na geração para determinados patamares de carga. Trata-se de um problema não linear inteiro misto, ou seja, com variáveis inteiras e reais, além de não linearidades na função objetivo e nas restrições. As variáveis reais se referem aos níveis de geração das UGs, enquanto que as inteiras dizem respeito à escolha dos perfis e do despacho de UGs. Para resolver este problema, foram utilizados algoritmos genéticos e técnicas clássicas de programação matemática aplicadas a linearizações sucessivas do problema.

Para o subproblema de operação de UHEs em cascata, as UHEs utilizadas no estudo de caso são especificamente as da empresa CHESF no Rio São Francisco. O problema foi formulado e desenvolvido para atender o que é feito na prática naquela cascata. Trata-se de um problema linear, resolvido através de técnicas clássicas de otimização matemática.

Já para o subproblema de despacho de UGs, cada UG possui, a priori, seu perfil de eficiência (distintas entre si, ou não), sendo resultado do problema a alocação de geração entre UGs de uma UHE, de forma a otimizar os dois objetivos: maximizar a eficiência na geração e minimizar parti-

das e paradas de UGs¹. Este subproblema é não linear inteiro misto, sendo que as variáveis reais se referem aos níveis de geração e as inteiras (binárias), o despacho das UGs. Foram utilizados algoritmos genéticos (AGs) para a resolução deste subproblema.

Vale ressaltar que nos estudos de caso desta tese foram utilizados dados fornecidos pela Companhia Energética de São Paulo (CESP), através do projeto de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) intitulado *Otimização do potencial de geração de usinas hidrelétricas*, realizado em parceria com a Unicamp; e a pela Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (CHESF), através dos projetos de P&D *Otimização da programação operacional de unidades* e *Otimização do potencial de geração de unidades hidrelétricas*, também com parceria com a Unicamp.

O trabalho foi dividido em 7 capítulos, sendo que, no Capítulo 1, são introduzidos os problemas e objetivos relacionados aos temas desta tese, e uma revisão da bibliografia utilizada; no Capítulo 2 é apresentada a descrição e a formulação dos problemas do trabalho; o Capítulo 3 apresenta as técnicas utilizadas para a resolução dos problemas; no Capítulo 4 é descrita, detalhadamente, a implementação computacional; o Capítulo 5 apresenta os cenários utilizados nos estudos de caso, cujos resultados são apresentados no Capítulo 6. As conclusões e recomendações para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 7.

1.1 Modelos de Otimização e Computação Evolutiva

Diversos métodos e abordagens têm sido utilizados para a resolução do problema de despacho de UGs, tais como técnicas de programação não linear, linear, inteira, algoritmos genéticos, buscas heurísticas, etc. Na Subseção 1.1.1 são apresentados trabalhos que utilizam modelos de otimização linear, não linear e inteira, além de buscas heurísticas. Já na Subseção 1.1.2 são estudados modelos de despacho que utilizam técnicas de computação evolutiva.

¹Nilsson e Sjelvgren (1997) realizaram um estudo, no qual tentaram quantificar o custo associado ao número de partidas e paradas das UGs hidráulicas. As partidas e as paradas de UGs diminuem vida útil das mesmas e aumentam a necessidade de manutenção. Os estudos indicaram os custos para cada partida e parada em 3 US\$/MW vezes a capacidade nominal da UG.

1.1.1 Modelos de Otimização

A otimização é um ramo da matemática que compreende diversas técnicas para solucionar problemas de forma a maximizar ou minimizar uma função. Ela ajuda na tomada de decisões a problemas reais, desde que formulados matematicamente. Tem aplicações diversificadas, comumente aplicadas ao problema de despacho de UGs hidrelétricas.

Na sequência, são apresentados trabalhos que utilizam técnicas clássicas de otimização matemática e heurísticas, para resolver modelos formulados como problemas lineares, não lineares e/ou inteiros. O que determina a característica da formulação são as variáveis, as funções e as restrições utilizadas. No caso do problema de despacho de UGs, a função de eficiência ou a função de geração são não lineares, sendo que, em alguns trabalhos, elas são linearizadas. Variáveis inteiras geralmente são utilizadas para representar o despacho de UGs.

Faria et al. (1993) fizeram uso da programação linear inteira mista para a otimização da operação de usinas hidrelétricas. O método de solução é o *branch and bound*, com busca em profundidade. Neste modelo, foi utilizada uma função custo de despacho, que é linear por partes, considerando-se características hidromecânicas e rendimentos das unidades geradoras. Os resultados foram obtidos para as usinas de São Simão e Foz do Areia.

Fan e McDonald (1994) desenvolveram um modelo de despacho que define pequenos espaços vantajosos para todo o espaço factível. Cada unidade geradora possui várias faixas de operação e é estimado um custo de penalidade para cada um dos espaços vantajosos selecionados para então ser escolhido o mais vantajoso entre eles. A partir daí, utiliza-se a relaxação lagrangiana neste subespaço mais vantajoso.

Nilsson e Sjølvgren (1997) apresentaram um modelo de planejamento de curto prazo em um sistema hidrelétrico. O problema visa minimizar a função objetivo, que é a soma de três funções, uma relacionada ao custo da água armazenada no reservatório ao final de cada período (custo negativo), uma outra relacionada ao custo de partidas e paradas das unidades geradoras e a terceira relacionada à compra ou à venda de energia entre sistemas. O problema é dividido em vários subproblemas, um para cada usina, através da relaxação da restrição de balanço de energia e, para cada usina, a curva de geração em função da vazão turbinada foi linearizada por partes. Foi utilizada a programação dinâmica para o despacho de cada usina.

Li et al. (1997) fazem o planejamento de curto prazo de um sistema hidrotérmico. O despacho das unidades térmicas é realizado através de programação dinâmica. Por outro lado, o sistema hídrico é segregado em bacias e otimizado através de técnica de otimização de fluxo em rede, e as unidades hidrelétricas neste passo são combinadas em uma equivalente. Após isto, cada bacia é dividida em reservatórios, cada um contendo uma ou mais usinas, sendo realizado o despacho de máquinas hidrelétricas por programação dinâmica. Foi utilizado um procedimento intitulado *priority-list-based*, no sentido de diminuir o número de combinações possíveis de máquinas (considerando que as unidades dentro de uma mesma usina são iguais).

Nilsson et al. (1998) publicaram um trabalho com formulação semelhante ao anteriormente citado, em que restrições de atendimento à reserva girante foram adicionadas ao modelo. Para a busca de soluções factíveis, foi utilizada uma combinação de busca heurística com otimização de fluxo em rede.

As restrições de zonas proibidas de operação e variação de descarga são o foco principal do trabalho de Guan et al. (1999). O problema de despacho foi dividido em dois conjuntos de subproblemas: um determinando a geração de cada usina e o outro conjunto, determinando o despacho de máquinas. Para a resolução do problema da geração das usinas, foi feito o uso de um algoritmo de fluxo em redes, e para a resolução do despacho das unidades foi utilizada a programação dinâmica.

Tanto Ohishi et al. (2001) quanto Salmazo (1997) utilizaram uma metodologia híbrida com dois passos, sendo utilizada uma busca heurística para determinar a quantidade de unidades e relaxação lagrangiana para a determinação da geração das unidades ativas. Ohishi et al. (2001) utilizaram como estudo de caso usinas do rio Paranapanema.

Chang et al. (2001) desenvolveram modelo para a resolução do despacho de usinas hidrelétricas e de unidades geradoras. O modelo matemático, formulado como um problema de programação linear inteira mista, leva em conta restrições hidráulicas, tempo mínimo de operação e de parada das unidades e as curvas de potência em função da vazão, que são lineares por partes.

Siu et al. (2001) desenvolveram um modelo de despacho de unidades geradoras hidrelétricas que é resolvido em três etapas. A primeira etapa utiliza uma metodologia para eliminar combinações de máquinas infactíveis para cada discretização de tempo (por exemplo, uma hora). A segunda utiliza programação dinâmica para resolver cada uma dessas combinações e descartar as que possuem eficiência muito menor que o usual. Por último, a terceira etapa é utilizada para conectar as otimizações realizadas para cada discretização de tempo em todo o horizonte considerado (por

exemplo, um dia) levando em conta a minimização das partidas e paradas de máquinas, além da minimização das perdas, usando a otimização de fluxo em redes. Esta metodologia pode ser utilizada para o caso de unidades geradoras com características diferentes em uma mesma usina.

Conejo et al. (2002) desenvolveram uma metodologia de auto-programação de usinas hidrelétricas com o objetivo de maximizar o benefício da companhia, vendendo energia para o dia seguinte. Incluíram os custos de partidas de usinas como um valor fixo (em valores monetários) para cada partida. As curvas de performance das usinas foram linearizadas para três patamares de altura de queda (baixo, médio e alto), desta forma, eliminando a não linearidade e a não concavidade da curva. O modelo proposto é, portanto, linear e inteiro (0/1) misto. Um estudo de caso foi feito com oito usinas hidrelétricas, sendo suas curvas de performance segregadas em quatro retas. A solução ótima foi obtida em 22 minutos. Excluindo os custos de partidas, o modelo convergiu em 7 minutos. Por último, utilizando apenas uma curva de performance (apenas um patamar de altura de queda), convergiu em 2 segundos.

Finardi e Silva (2005) desenvolveram um problema de natureza inteira e não linear para despacho. Foram consideradas diversas faixas de operação para cada unidade geradora. As variáveis inteiras (binárias) do modelo indicam em qual das faixas de operação uma unidade irá trabalhar. Uma técnica baseada no método de *branch and bound* foi utilizada para encontrar as combinações de variáveis inteiras que garantiriam soluções factíveis. Para cada uma destas combinações, resolveu-se o problema não linear resultante, através do método do gradiente projetado, para que fosse escolhida a melhor destas combinações.

Encina (2006) utiliza para o despacho programação dinâmica e relaxação lagrangiana. Foram utilizadas 16 usinas hidrelétricas (100 unidades geradoras), e o problema foi dividido em dois subproblemas denominados despacho das unidades e despacho de geração. O primeiro trata o problema de escolha da configuração de unidades, mais precisamente o número de unidades que estarão gerando em cada usina, considerando-se que as unidades são idênticas dentro de uma mesma usina. Neste subproblema, utiliza-se programação dinâmica, visando a minimização dos custos referentes ao número de partidas e paradas das unidades e dos custos das perdas hidráulicas. Para o despacho da geração, já está pré-estabelecido o despacho das unidades, ou seja, o número de unidades ativas em cada usina. Utiliza-se, então, a relaxação lagrangeana para otimizar a geração entre as unidades definidas. A aplicação dos dois despachos se dá iterativamente, até que se obtenha a solução ótima do problema. As curvas que representam as perdas das unidades são convexas, garantindo que o

ótimo encontrado seja global.

Assim como descrito em outros trabalhos, [Rodrigues et al. \(2006\)](#) estudam a programação da operação de um sistema hidrelétrico. O problema é desagregado em subproblemas menores e mais fáceis de serem resolvidos. No que diz respeito aos subproblemas de despacho de unidades geradoras, é utilizado um algoritmo de enumeração exaustiva no espaço de estados do problema. Cada uma das combinações é um problema não linear, que foi resolvido pelo método lagrangeano aumentado.

O artigo de [Diniz e Maceira \(2008\)](#) é focado no desenvolvimento de um modelo para a linearização da função de geração, em função do volume do reservatório e da turbinagem da UHE. A função foi aproximada por retas, tornando a função convexa. Esta função descreve a geração da usina, podendo ser utilizada para a operação otimizada de usinas.

[ao et al. \(2008\)](#) propuseram uma formulação não linear para a otimização de curto prazo de UHEs. A geração foi descrita como uma função da turbinagem e a altura de queda da UHE. A função objetivo, a ser maximizada, é composta por duas parcelas: uma delas é a receita obtida com a energia gerada, e a segunda parcela representa o valor do volume armazenado no reservatório. O modelo foi resolvido por um programa comercial de otimização.

[Pérez-Díaz et al. \(2010\)](#) desenvolveram um modelo não linear para a otimização de um dia de operação de uma usina hidrelétrica. O modelo visa a maximização do retorno financeiro da usina, atendendo a restrições de limites de turbinagem, atendimento de reserva girante, limites de operação do reservatório, e leva em conta a relação entre potência gerada e turbinagem em cada uma das UGs. A função que descreve a relação entre potência gerada e turbinagem é não linear, tendo sido linearizada por partes para alimentar o modelo de despacho.

1.1.2 Modelos de Computação Evolutiva

As técnicas de computação evolutiva foram inspiradas nos princípios básicos da teoria de evolução natural das espécies, proposta por Charles Darwin. Cada indivíduo é a representação de uma solução, estando tais indivíduos em um ambiente competitivo, onde os mais bem adaptados possuem maior chance de deixarem descendentes, ou seja, passarem seus genes para as futuras

gerações. A computação evolutiva abrange diversas técnicas, como a programação evolutiva, estratégias evolutivas, entre outras, sendo a mais comum a metodologia de algoritmos genéticos. Na sequência, são apresentados trabalhos que utilizam computação evolutiva para o problema de despacho de UGs.

Kazarlis et al. (1996) propõem a utilização de algoritmos genéticos para o despacho de unidades termelétricas. O modelo desenvolvido minimiza o custo do combustível utilizado e os custos de partidas e paradas de unidades geradoras. O custo do combustível é dado por uma função quadrática. Já o custo de partida é em relação à quantidade de horas que a unidade permanece desativada. O custo de partida é considerado um valor fixo (em dólares) para cada parada. A função de adaptação é a soma dos três custos mais uma penalização para restrições violadas, ou seja, um problema multiobjetivo transformado em mono-objetivo.

Os indivíduos dos algoritmos genéticos implementados por Rudolf e Bayrleithner (1999) são binários e o cruzamento adotado foi o de um ponto, muito comum na abordagem binária. Neste cruzamento, é escolhido uma posição que divida dois indivíduos em dois segmentos cada um. Os segmentos são trocados entre os indivíduos de forma que, no final, cada um dos dois filhos tenha um segmento de cada pai.

No trabalho realizado por Santos (2001), o modelo de despacho foi dividido em dois subproblemas, a saber, despacho da geração e despacho das unidades, visando minimizar os custos das partidas e paradas das unidades e os custos das perdas hidráulicas. Assim como apresenta Encina (2006), o despacho da geração foi resolvido via relaxação lagrangiana. Já o despacho das unidades foi realizado utilizando-se algoritmos genéticos. Esta técnica é utilizada para a fixação das variáveis inteiras. Para cada configuração factível de variáveis inteiras, resolveu-se o despacho de geração. O processo foi repetido até que fosse atingido o critério de parada, que neste caso era o número de iterações – não sendo garantida a obtenção de um ótimo global. O autor conclui, neste trabalho, que a minimização das perdas hidráulicas foi mais importante que a minimização das perdas por partidas e paradas. O estudo foi realizado para dois estudos de caso, um com 3 usinas (11 unidades) e outro com 8 usinas (29 unidades) e o autor citou a importância da população inicial, principalmente para o segundo estudo de caso pois, frequentemente, o algoritmo demorava para gerar populações factíveis e isto poderia afetar a convergência. Foi sugerida a introdução de probabilidades para a introdução das variáveis 0-1 baseadas na curva de carga, garantindo que um número maior de máquinas estivessem ligadas.

Yalcinoz e Altun (2001) utilizaram um modelo de despacho com algoritmos genéticos. Para gerar as soluções iniciais, foi utilizada uma Rede Neural Hopfield. Os algoritmos genéticos utilizaram a representação real das variáveis com o cruzamento aritmético e para a seleção de ascendentes, o elitismo. Yalcinoz e Altun (2001) realizaram uma comparação entre o método proposto e outros quatro métodos, baseados em algoritmo genéticos e redes neurais. Os resultados mostraram que a metodologia proposta foi competitiva as melhores metodologias entre as demais quatro testadas.

Khatami et al. (2001) desenvolveram uma metodologia de algoritmos genéticos para o despacho de unidades geradoras da usina hidrelétrica MICAS da empresa BC-Hydro no Canadá. A usina possui capacidade instalada de 1300 MW e quatro unidades geradoras, sendo duas idênticas. A empresa possui um programa intitulado SPUC, acrônimo em inglês para Comissionamento Estático de Unidades Geradoras. A empresa possui uma base de dados com mais de 25 mil combinações (15 combinações de unidades, com diferentes alturas de queda e diferentes cargas da usina) com a alocação ótima entre as unidades para cada combinação possível. Khatami et al. (2001) utilizaram esta base para fazer o despacho dinâmico. A otimização diária é feita em seis etapas, conectando o status de unidades geradoras do último período de uma etapa com o primeiro da seguinte. Cada solução é um vetor binário de 16 posições, indicando em cada período para cada unidade se a mesma será despachada (1) ou não (0). O objetivo é maximizar a eficiência e minimizar o número de partidas e paradas. Pesos são alocados para sequências de combinações indesejáveis. Utilizam o método dos pesos para a otimização multiobjetivo.

Santos e Ohishi (2004) utilizaram a mesma abordagem que foi adotada por Santos (2001), incluindo, agora, um terceiro estudo de caso envolvendo um sistema hidrelétrico com 47 unidades geradoras. Os autores detectaram que o tempo computacional aumenta quando se utilizam mais unidades, mas não exponencialmente.

É proposto por Villasanti et al. (2004) um despacho multiobjetivo que visa maximizar a eficiência de geração e minimizar as partidas e paradas de unidades. Foram utilizados dois algoritmos evolutivos multiobjetivos combinados com um método heurístico para a resolução do problema. O método heurístico foi utilizado para a obtenção de soluções factíveis.

Abido (2006) utilizou, também, a representação real das variáveis nos algoritmos genéticos e usou um operador chamado *blend crossover*. A mutação adotada foi a não uniforme, o que garante que a geração de uma máquina, quando mutada, não ultrapasse os limites de geração. Abido (2006) utilizou algoritmos multiobjetivo considerados eficientes para resolver o problema de despacho.

Estes algoritmos são o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), *niched Pareto genetic algorithm* (NPGA) e *Nondominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA).

2 Apresentação dos Problemas de Otimização

2.1 Introdução

Os principais elementos de uma usina hidrelétrica (UHE) são a barragem (responsável pelo represamento do rio), os condutos forçados, a casa de força, o canal de fuga e o vertedouro. Os condutos forçados têm a função de levar água represada para a casa de força. Ela volta novamente ao rio através do canal de fuga. O vertedouro descarrega água do reservatório diretamente no canal de fuga, no sentido de evitar que o nível do reservatório ultrapasse seu limite superior, ou mesmo para regularizar a vazão afluyente para UHE à jusante no rio. Dependendo da arquitetura da UHE, o vertedouro deve descarregar a água distante dela, de forma que a água despejada não influencie o nível do canal de fuga.

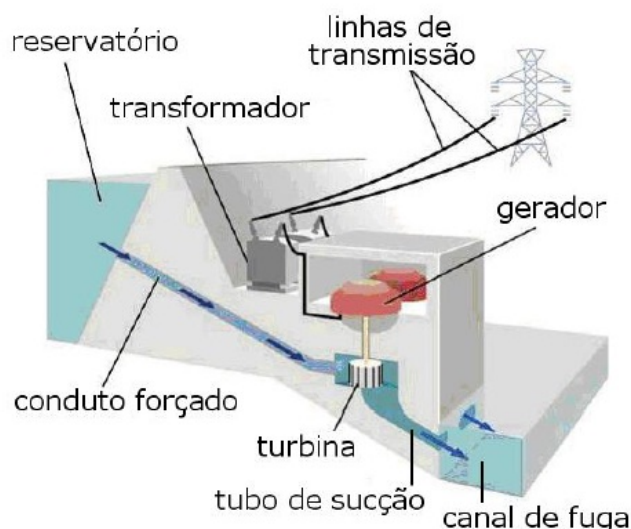


Figura 2.1 - Vista lateral de uma usina hidrelétrica (UHE)

A casa de força possui turbinas, geradores e outros equipamentos auxiliares. O termo unidade geradora (UG) se refere a cada par turbina-gerador. A produção de energia elétrica ocorre através da transformação da energia potencial da água represada da seguinte forma: a água é levada pelo conduto forçado até a casa de força, passando por uma turbina. A turbina está conectada ao rotor de um gerador, que, por sua vez, produz a energia elétrica através de indução eletromagnética.

A Figura 2.1 mostra, além dos elementos descritos, um transformador responsável pela elevação da tensão elétrica para fins de transmissão e as próprias linhas, responsáveis pela transmissão da geração da usina para algum sistema de distribuição.

A energia potencial da água está relacionada à altura de queda da UHE, que é a diferença entre o nível do reservatório e o nível do rio a jusante, sendo passível de variação conforme as vazões afluente e defluente.

A produção de energia elétrica depende, principalmente, dos fatores altura de queda e vazão turbinada, sendo que a potência gerada por uma UG pode ser expressa pela fórmula

$$g = a \times \rho \times 10^{-6} \times \eta_t \times \eta_g \times h_l \times q \quad (2.1)$$

onde

g	Potência gerada por uma UG (MW)
a	Aceleração da gravidade (m/s^2)
ρ	Peso específico da água (kg/m^3)
η_t	Eficiência da turbina (%)
η_g	Eficiência do gerador (%)
h_l	Altura de queda líquida da UHE (m)
q	Água turbinada (m^3/s).

Frequentemente, nos modelos de operação de UHEs, considera-se uma curva de geração θ , ajustada através de polinômios, com a relação entre g , q e h :

$$g = \theta(q, h_l), \quad (2.2)$$

ou mesmo, com a relação entre as g , q e x , o volume do reservatório:

$$g = \theta(q, x). \quad (2.3)$$

A função θ é chamada função de geração.

A Fórmula 2.1 considera as eficiências da turbina e do gerador constantes. No entanto, elas variam de acordo com fatores como altura de queda da UHE, vazão turbinada e potência gerada. Desta forma, agregando as duas eficiências ($\eta = \eta_t \eta_g$), pode-se obter a fórmula

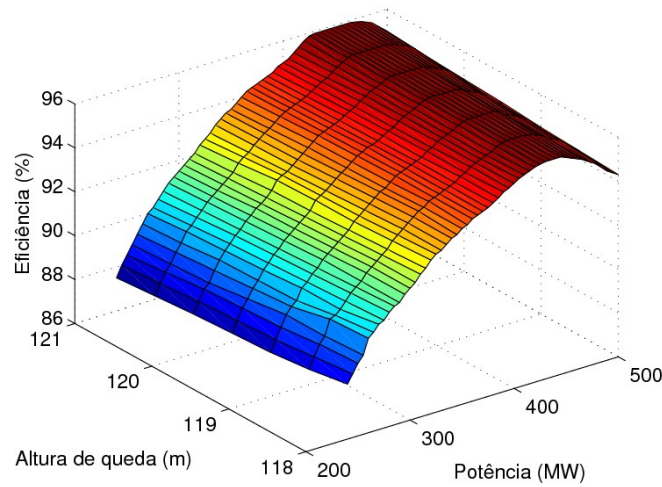


Figura 2.2 - Curva colina das unidades geradoras (UGs) de uma UHE

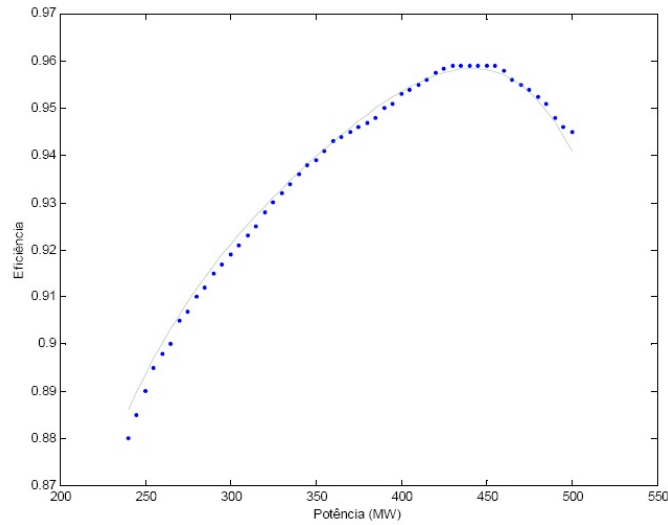


Figura 2.3 - Curva de eficiência de uma UG para uma altura de queda fixa

$$\eta = \frac{g}{a \times \rho \times 10^{-6} \times h_l \times q} \quad (2.4)$$

Na prática, considera-se apenas a relação da eficiência com dois parâmetros, sendo um deles a altura de queda e o outro a potência ou a vazão turbinada, obtendo assim a função $\eta(g, h_l)$ ou $\eta(q, h_l)$. Assim, a eficiência de uma UG pode ser descrita por uma superfície em função da altura de queda da UHE e da potência gerada (ou vazão). Estas superfícies são chamadas curvas colinas. Um exemplo de curva deste tipo pode ser visualizada na Figura 2.2.

Diversos trabalhos utilizam “cortes” da curva colina em seus modelos. A Figura 2.3 mostra uma curva de eficiência $\eta(g)$ extraída da curva colina da Figura 2.2 para uma altura de queda h_l fixada.

As curvas colinas são, geralmente, obtidas através de testes em modelos em escala reduzida das turbinas, com o auxílio, inclusive, de simulações computacionais como CFD (Dinâmica de Fluidos Computacional).

De forma mais geral, a eficiência de turbomáquinas pode ser escrita como função de alguns fatores (DIXON, 1998):

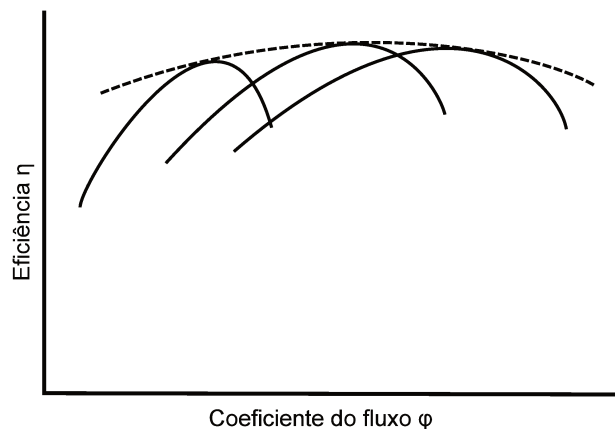
$$\eta = f \left(Q, N, \Phi, \rho, \mu, \frac{l_1}{\Phi}, \frac{l_2}{\Phi} \right) \quad (2.5)$$

onde Q é o fluxo do fluido, N é a velocidade de rotação da turbina em número de rotações por minuto (rpm), Φ é o diâmetro da turbina, l_1 e l_2 são comprimentos das pás. Os elementos $\frac{l_1}{\Phi}$ e $\frac{l_2}{\Phi}$ se referem à geometria das turbinas. Além destes fatores, o ângulo de inclinação das pás, o ângulo de ataque do fluido na turbina, formato do conduto forçado e outros fatores geométricos influenciam na eficiência (SHELDON, 1982).

A Figura 2.4 ilustra curvas diferentes de eficiência de uma turbomáquina para diferentes configurações geométricas, ou seja, diâmetro da turbina, comprimentos e ângulos de pás. Na figura, a eficiência está em função do coeficiente de fluxo φ , que depende do fluxo, rotação da turbina e diâmetro da turbina:

$$\varphi = \frac{Q}{N\Phi^3}, \quad (2.6)$$

e os demais parâmetros estão fixados. A curva tracejada se refere à evolução do pico de eficiência para várias configurações geométricas. Desta forma, pode-se ver que a escolha dos parâmetros das turbinas são primordiais para a determinação do formato da curva de eficiência.



Fonte: Dixon (1998)

Figura 2.4 - Curvas de eficiência de turbinas com diferentes configurações geométricas

Para se chegar a uma curva considerada aceitável para uma UG de uma UHE, são realizados testes com modelos reduzidos das turbinas. Estes modelos são em geral caros e, por isto, muitas vezes os fabricantes se utilizam dos modelos já existentes em sua biblioteca.

Escolhida a configuração da turbina, a partir da Teoria da Similaridade, admite-se que o protótipo (turbina instalada na usina) e seu modelo em escala reduzida possuem semelhanças geométrica, dinâmica e cinemática. Os dados do modelo, no caso as eficiências, podem ser utilizadas para o protótipo.

No entanto, existe uma grande dificuldade em se obter a similaridade entre os dois sistemas. O efeito de escala exerce forte influência no que se refere à semelhança cinemática e dinâmica, por exemplo, uma rugosidade no modelo deve ser C vezes maior do que no protótipo (sendo C o fator de escala entre o protótipo e modelo que pode ser, por exemplo, 15). Por isto, algumas fórmulas empíricas de correção de eficiência entre os sistemas são utilizadas, e a partir daí são obtidas as curvas colinas de eficiência das UGs ¹. Portanto, as eficiências das turbinas novas são diferentes do projetado nos modelos reduzidos.

Além disto, a aderência das curvas de eficiência com as UGs vão diminuindo com o tempo, por fatores que afetam significativamente a eficiência das turbinas, principalmente para aquelas com vários anos de atividades, que são o histórico operacional, de manutenção e o desgaste das máquinas. Desta forma, a eficiência das UGs de UHEs com muitos anos de operação provavelmente são não apenas diferentes da curva de eficiência original, como também diferentes entre elas

¹Para mais detalhes sobre a Teoria da Similaridade ver Fox e McDonald (1998).

próprias, com uma redução significativa de eficiência.

Desta forma, na sequência, descreve-se os problemas tratados neste trabalho.

2.2 Especificação de Unidades Geradoras

2.2.1 Descrição do Problema

Este problema de otimização, chamado de especificação de UGs, se baseia no fato de que cada UHE e cada UG possui diferentes regimes operacionais. Desta forma, propõe-se o modelo que visa escolher, entre algumas opções de curvas de eficiência, os melhores perfis de forma a otimizar a geração. A Figura 2.4 mostra que diversos fatores são responsáveis pela modificação de curvas de eficiência; assim sendo, um fabricante é capaz de fornecer diversas opções de características de turbinas para que o modelo possa encontrar a combinação ideal.

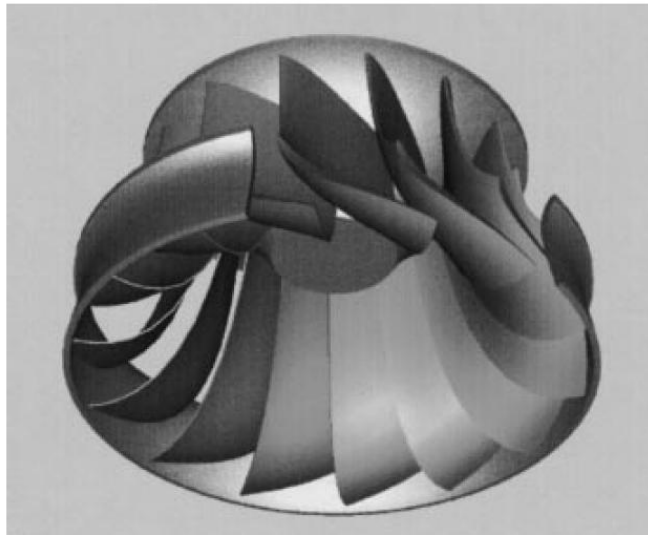
Com relação às turbinas hidráulicas, as mais conhecidas são a Francis, Hélice, Kaplan e Pelton. A escolha do tipo é feita através da rotação específica, ou velocidade específica, definida como o número de rotações por minuto de uma turbina que representa todas as que lhe forem geometricamente semelhantes, desenvolvendo a potência unitária, sob uma queda unitária, podendo ser definida matematicamente como:

$$n_s = N \frac{q^{1/2}}{h^{3/4}}, \quad (2.7)$$

onde N é o número de rotações por minuto da turbina, q é a vazão e h é a altura de queda.

A turbina Francis é a mais antiga delas, compreendendo rotação específica entre 50 a 500 (COSTA et al., 2001) e altura de queda entre 20 e 900 m (DIXON, 1998)². Elas são classificadas por lentas, normais rápidas e extra-rápidas, sendo que a lenta é aplicada para as menores rotações específicas e maiores quedas até a extra-rápida, aplicada para as maiores rotações específicas e menores quedas. A Figura 2.5 mostra uma turbina deste tipo.

²As informações de altura de queda aplicável às turbinas Francis, Kaplan e Pelton foram encontradas em (DIXON, 1998). As rotações específicas aplicadas aos quatro tipos de turbina foram obtidos em (COSTA et al., 2001)

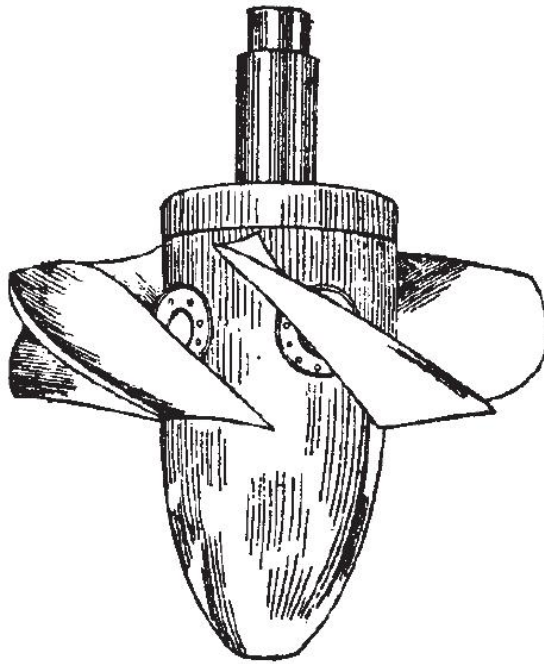


Fonte: Drtina e Sallaberger (1999)

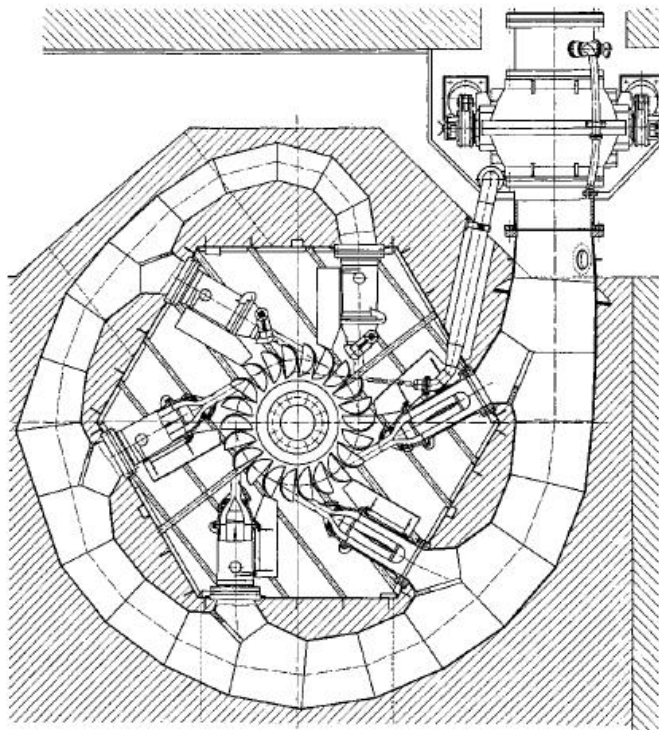
Figura 2.5 - Vizualização computacional de uma Turbina Francis de alta velocidade específica

A Hélice, também chamada *Propeller*, foi criada através da necessidade de obtenção de turbinas com velocidades consideráveis em baixas quedas e grandes descargas. Abrange quedas entre 5 e 80 m (ALVES, 2007) e rotação específica entre 200 e 1000 rpm. Desenvolvida em 1908, seu nome se deve ao seu formato. Posteriormente, a turbina Kaplan (Figura 2.6) foi criada por Victor Kaplan, em 1912, como uma turbina hélice com pás orientáveis. A *Propeller* possui característica pontiaguda acentuada, de modo que, quando a potência se afasta do seu valor ideal, a eficiência cai bruscamente (MACINTYRE, 1983). Já a Kaplan, através do mecanismo que permite variar o ângulo de inclinação das pás, o rendimento não é tão reduzido fora do pico de eficiência. No entanto, a tecnologia empregada a torna uma turbina significativamente mais cara que a Hélice. A Kaplan alcança rotação específica entre 500 e 1000 rpm e queda entre 6 e 70 m.

Por último, a Pelton, aplicada para as rotações específicas entre 4 e 70 rpm e para as maiores quedas (entre 100 e 1770 m). Ela é acionada por jatos que atingem suas pás de formato côncavo. A Figura 2.7 ilustra uma turbina deste tipo.



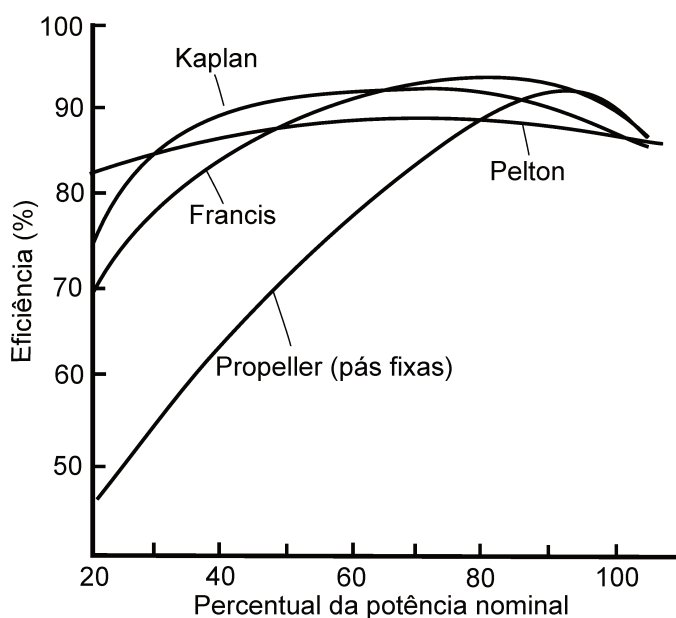
Fonte: Gorla e Khan (2003)
Figura 2.6 - Turbina Kaplan



Fonte: Drtina e Sallaberger (1999)
Figura 2.7 - Turbina Pelton

Assim, na construção de UHEs, escolhe-se qual o tipo de turbina ideal, em função principalmente da altura de queda e rotação específica. Para algumas quedas pode-se inclusive combinar diferentes tipos de turbinas, como Kaplan e Francis ou Francis e Pelton, respeitando a possibilidade de tal aplicabilidade.

Cada turbina possui formatos característicos de curva de eficiência, como mostra a Figura 2.8. Pode-se visualizar que os formatos das curvas das turbinas Pelton e a Kaplan são menos inclinadas que a Francis e a Hélice. Mataix (1970) define as curvas de eficiência das turbinas Kaplan e Pelton como planas, da Hélice como curva em gancho e da Francis como intermediária.

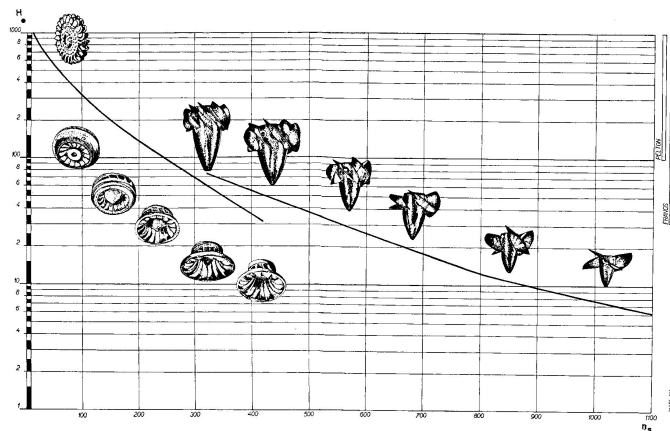


Fonte: Gorla e Khan (2003)

Figura 2.8 - Formatos característicos das eficiências de turbinas hidráulicas

A Figura 2.9 apresenta as aplicações possíveis de turbinas Pelton, Francis e Kaplan de acordo com a queda e a velocidade específica³.

³Para alturas de quedas reduzidas (abaixo de 10 m), foram desenvolvidas as turbinas tubulares, bulbo e *Straflo* (MACINTYRE, 1983)

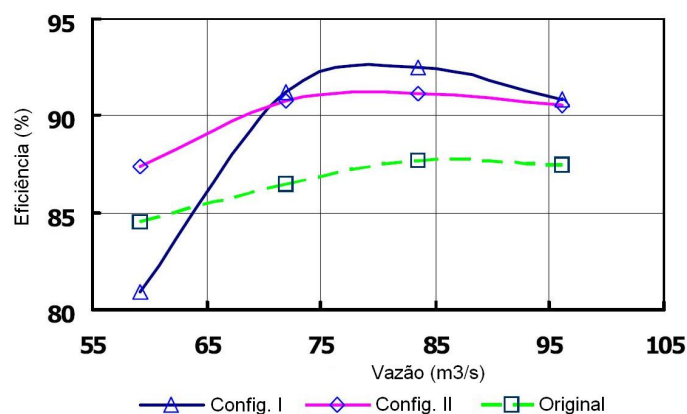


Fonte: Macintyre (1983)

Figura 2.9 - Campo de ampliação das turbinas Pelton, Francis e Kaplan

No caso da instalação de uma nova usina hidrelétrica, faz-se estudos para a escolha da melhor turbina, dimensionamento de conduto forçado, distribuidor, diâmetro de turbinas e outras configurações geométricas como ângulos e tamanhos de pás. No caso de repotenciação de turbinas, deve-se levar em conta que a estrutura física do conduto forçado e o espaço onde se situam as turbinas estão construídos. Desta forma, os principais fatores a serem modificados na nova turbina são ângulos e formato das pás e distribuidor, além de possivelmente pequena modificação no diâmetro da turbina. Variando estes parâmetros pode-se obter diferenças significativas nos formatos das curvas de eficiência, como mostra a Figura 2.4.

Xi-De e Yuan (2009), por exemplo, utilizaram simulações numéricas, variando parâmetros das turbinas da UHE chinesa Yinxiuwan, e obtiveram duas diferentes opções de configurações, cujas curvas de eficiência, em comparação com a atual, para a altura de queda de 47 m, são mostradas na Figura 2.10.

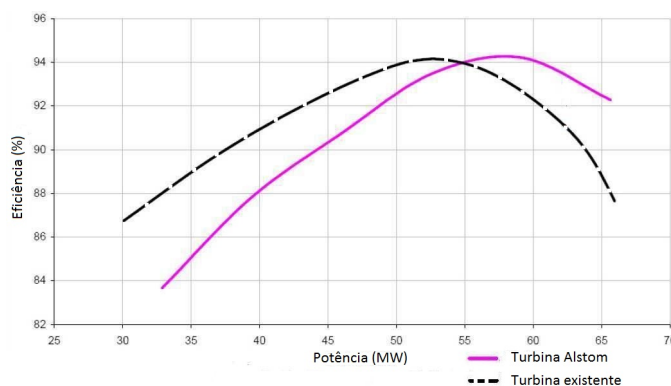


Fonte: Xi-De e Yuan (2009)

Figura 2.10 - UHE Yinxiuwan - curva eficiência turbina original e duas turbinas de simulação numérica

Singh e Nestmann (2011) estudaram a influência de variações em parâmetros geométricos na performance de turbinas hidráulicas. Os parâmetros são a quantidade de pás e a altura de pás, chegando à conclusão que a influência da quantidade de pás na eficiência das turbinas é mais dominante que a altura da turbina.

A empresa Alstom (2005), em um relatório fornecido pela CHESF, apresentou análises realizadas para a UHE Boa Esperança, verificando o comportamento da turbina existente com uma da biblioteca da Alstom, comparado com a máquina completa que opera atualmente nesta UHE (Figura 2.11). Pode-se ver que a curva da turbina existente e a da biblioteca da Alstom possuem valores máximos de eficiência iguais ou muito próximos, mas os formatos das curvas são diferentes, como se fossem trasladados, confirmando o que pode ser visto na Figura 2.11.



Fonte: Alstom (2005)

Figura 2.11 - Curvas de eficiência da UHE Boa Esperança

Os fabricantes de turbinas realizam testes com modelos reduzidos ou mesmo através de simulações computacionais para obter uma configuração da turbina (diâmetro da turbina, comprimento

e ângulo de hélices, além de outras características) que garante uma curva de eficiência considerada adequada, ou que garante um pico de eficiência desejado. Além disto, não raramente, segundo especialistas, evita-se a construção de modelos reduzidos, por motivos de economia, e escolhe-se, o modelo, dentro da biblioteca do fabricante, que mais se adeque às condições da UHE. Após a escolha dos parâmetros, o mais comum é a instalação de todas as UGs da UHE com as mesmas características, seja por questões econômicas ou de conveniência. Este é o caso da maioria das UHEs do Sistema Interligado Nacional (SIN).

No entanto, cada usina possui um regime de operação. Algumas, por exemplo, fazem parte do Controle Automático de Geração (CAG), que tem como função manter o equilíbrio entre carga e geração e, desta forma, dependendo da necessidade, podem ter sua geração variando frequentemente. Mesmo dentro do regime operacional de cada empresa, algumas das suas UHEs concessionadas são alocadas gerando de forma mais constante do que outras das suas UHEs que acompanham mais as variações de carga. E, dentro de cada UHE, as UGs possuem objetivos diferentes. Algumas podem operar na base, com suas gerações mais constantes, enquanto que outras fazem o seguimento de carga, principalmente nos horários de ponta, tendo maiores variações na geração ao longo do dia.

Desta forma, descreve-se a formulação matemática na Subseção 2.2.2. Neste problema, especificação de UGs, o formato da curva de eficiência de cada UG não está determinado a priori. São dadas opções de perfis de curvas, sendo que cada perfil se refere a uma característica de turbina⁴. Assim, o modelo escolhe um perfil η para cada UG, visando maximizar a eficiência na geração, considerando vários patamares de carga.

Os patamares de carga visam representar as cargas médias e tempos de permanência de cada carga. Geralmente, os patamares mais baixos são os que possuem maior tempo de permanência, até os mais altos, que possuem o menor tempo. Desta forma, escolher perfis adequados apenas aos patamares mais altos pode comprometer a eficiência na geração baixa, que possui maior duração; e escolher perfis de forma a priorizar os patamares mais baixos pode comprometer a geração nos patamares mais altos, que representam até o triplo da potência gerada em patamares mais baixos. Assim, deve-se escolher perfis de eficiência que considerem o adequado balanço carga-tempo de permanência.

Além da potência e duração dos patamares, a ponderação pelo preço da energia pode repre-

⁴Turbinas do mesmo tipo podem ter perfis diferentes se tiverem parâmetros diferentes, conforme explicado anteriormente.

sentar um fator importante. Atualmente, a política de operação do SIN não remunera ganhos de eficiência, mas esta é uma questão bastante discutida no setor. Isto pode mudar no futuro, pois os agentes geradores, no geral, pressionam a inclusão de medidas que beneficiem a eficiente operação das UHEs. Assim, optou-se otimizar a eficiência ponderada pelo preço da energia, além dos patamares (potência e permanência).

Além disto, deve-se levar em conta, restrições de natureza operativa das UHEs e UGs como, o atendimento da carga em cada patamar e zonas proibidas de operação. Estas últimas são faixas de turbinagem a serem evitadas devido à ocorrência do fenômeno de cavitação. Dentre as consequências da cavitação estão, segundo Calainho et al. (1999), a erosão de contornos sólidos (como as pás das turbinas e paredes dos tubos de sucção), vibrações, ruídos excessivos e grande diminuição da eficiência das turbinas.

Vale ressaltar que a vida econômica de uma turbina é maior que trinta anos, enquanto que a metodologia aplicada possui horizonte menor, pois os dados utilizados nos estudos de caso consideram as condições atuais de operação, vazão dos rios, preço da energia e patamares, fatores que podem mudar com o tempo.

2.2.2 Formulação Matemática

Conforme descrito anteriormente, o problema aqui apresentado trata de otimizar a eficiência na geração de energia elétrica, escolhendo combinações de perfis de curvas de eficiência. Portanto, o principal elemento da formulação são os perfis de curvas de eficiência $\eta^k(g_j^t)$, em função da geração g_j^t da UG.

A seguir são apresentados os parâmetros, as variáveis e os índices da formulação e, na sequência, a formulação.

j	Índice da UG
k	Índice do perfil de curva de eficiência
t	Índice do patamar
$\eta^k(\cdot)$	Perfil de curva de eficiência k
\underline{G}^k	Limite mínimo de geração das UGs do perfil k quando despachada (MW)

\overline{G}^k	Limite máximo de geração das UGs do perfil k (MW)
H^t	Número de horas de permanência do patamar t (h)
P^t	Preço da energia no patamar t (R\$)
D^t	Carga da UHE no patamar t (MW)
g_j^t	Potência gerada pela UG j no patamar t (MW)
z_j^k	Variável binária que indica se a UG j tem o perfil k
$y_j^{t,k}$	Variável binária que indica se a UG j com perfil k será ou não despachada no patamar t

$$\text{Max} \left(\sum_t P^t H^t D^t \right) / \left(\sum_t P^t H^t \sum_j \sum_k \frac{y_j^{t,k} g_j^t}{\eta^k(g_j^t)} \right) \quad (2.8)$$

$$\text{s.a.} \sum_j \sum_k y_j^{t,k} g_j^t = D^t \quad (2.9)$$

$$\sum_k y_j^{t,k} \overline{G}^k \leq g_j^t \leq \sum_k y_j^{t,k} \overline{G}^k \quad (2.10)$$

$$y_j^{t,k} \leq z_j^k \quad (2.11)$$

$$\sum_k z_j^k = 1 \quad (2.12)$$

$$y_j^{t,k} \in \{0,1\} \quad (2.13)$$

$$z_j^k \in \{0,1\} \quad (2.14)$$

$$g_j^t \in \mathbb{R} \quad (2.15)$$

para $\mathbb{J} = \{1, \dots, J\}$, $\mathbb{K} = \{1, \dots, K\}$ e $\mathbb{T} = \{1, \dots, T\}$.

As variáveis do problema são g , y e z , sendo a primeira real e as demais binárias. A variável z reflete a escolha do perfil de curva de eficiência e a variável y determina se uma UG é ou não despachada em um determinado patamar.

Na formulação, inicialmente, tem-se a função objetivo (2.8), que é a eficiência total na geração da UHE, considerando os T patamares, ponderada pelo número de horas de permanência (H^t) e o preço da energia (P^t) referentes a cada patamar. Analisando o dividendo da função objetivo, tem-se que a energia gerada no patamar t é $H^t D^t$. A soma da geração em cada patamar é a energia total gerada com os T patamares.

Verificando, agora o divisor, vê-se $\frac{g_j^t}{\eta^k(g_j^t)}$, que representa a potência bruta utilizada pela UG j para gerar a potência g_j^t . O somatório para todas as UGs é a potência bruta utilizada pela UHE para

gerar D^t . Multiplicando-se a potência bruta pelo tempo de permanência H^t tem-se o montante em energia. A eficiência para todos os patamares pode, então, ser representada por:

$$\frac{\sum_t H^t D^t}{\sum_t H^t \sum_j \sum_k \frac{y_j^{t,k} g_j^t}{\eta^k(g_j^t)}}. \quad (2.16)$$

Nota-se que em 2.16 foi inserida a variável $y_j^{t,k}$. Isto porque, soma-se a geração de uma UG considerando todos os perfis de curva k . Aqueles perfis que não foram escolhidos possuem necessariamente $y_j^{t,k} = 0$ e, então, a parcela correspondente ($\frac{y_j^{t,k} g_j^t}{\eta^k(g_j^t)} = \frac{0 \times g_j^t}{\eta^k(g_j^t)}$) será nula.

Por fim, ponderando-se cada patamar pelo preço da energia P^t , tem-se a função objetivo 2.8.

O atendimento da carga de cada patamar é garantido pela restrição 2.9. Para cada patamar t , a carga D^t é igual à soma da geração g_j^t de cada UG j multiplicada pela variável de despacho $y_j^{t,k}$. Novamente, a soma é feita para todos os perfis de curvas, fazendo com que apenas as UGs despachadas ($y_j^{t,k} = 1$), com seus respectivos perfis, contribuam para o atendimento da carga.

A restrição 2.10 se refere aos limites de geração. Existe um ou mais intervalos de geração que devem ser evitados. Na formulação proposta, foi considerado como não permitido o intervalo aberto entre 0 e \underline{G}^k . Logo, tem-se que uma UG ou não está despachada implicando em $0 \leq g_j^t \leq 0$ ($g_j^t = 0$), ou está despachada e sua geração deve estar entre \underline{G}^k e \overline{G}^k .

A Equação 2.12 tem o papel de escolha do perfil de curva: para cada UG j , apenas para um perfil k deve valer $z_j^k = 1$. Nota-se que esta variável não possui o índice t , pois a UG não deve mudar de perfil entre patamares. No entanto, uma UG pode ou não ser despachada em um patamar. Segundo a restrição 2.11, se a UG j possui o perfil k , o que implica $z_j^k = 1$, a variável $y_j^{t,k}$ pode assumir 0 ou 1. Ainda para uma UG j mas para um k tal que $z_j^k = 0$ (UG não foi escolhida como possuindo perfil k), tem-se que, obrigatoriamente, $y_j^{t,k} = 0$.

Uma observação importante é que esta formulação tem o objetivo de apresentar matematicamente o problema com sua função objetivo e restrições. No entanto, dependendo da metodologia utilizada, variáveis e restrições podem ser omitidas. No caso dos algoritmos genéticos (Seção 4.1), modificações significativas foram realizadas, fazendo com que as variáveis inteiras e algumas restrições fossem tratadas implicitamente através dos operadores aplicados. Já na metodologia de linearizações sucessivas (Seção 4.2), a formulação, em grande parte, foi preservada, inclusive as variáveis, sendo que as principais modificações foram feitas na representação da eficiência como retas ao invés de funções não lineares.

2.3 Operação Diária de Usinas Hidrelétricas

O horizonte de planejamento do Sistema Interligado Nacional é dividido em vários períodos de planejamento, devidamente concatenados. Anualmente, o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) elabora o Planejamento da Operação Energética (PEN) para avaliar as condições de atendimento do mercado de energia elétrica do SIN analisando cenários de oferta e demanda, em um horizonte de cinco anos com detalhamento mensal. Este é o planejamento de longo prazo, em que são feitas simulações com o objetivo da definição das estratégias de operação por meio dos modelos de otimização hidrotérmica e simulação da operação do sistema por meio de dois tipos de modelagem: sistema equivalente e usinas individualizadas. Como resultado das simulações, são feitos estudos sobre risco de não atendimento à carga de energia, estimativas de geração térmica, intercâmbio entre regiões e custos de operação, evolução de níveis de armazenamento do sistema, entre outros fatores.

No médio prazo, são feitos estudos para uma base mensal, dividida em etapas semanais. Como resultado do estudo e simulações, elabora-se o Programa Mensal da Operação Energética (PMO). Como resultado do PMO, tem-se o despacho de geração individualizado, por patamar de carga e seu valor médio semanal, das usinas hidrelétricas e termelétricas, disponibilidade de geração das usinas hidroelétricas, metas de níveis de armazenamento dos reservatórios, balanço operativo de carga de demanda instantânea por subsistema, balanços de energia por subsistemas, intercâmbios de energia entre os subsistemas, entre outras informações (ONS, 2009).

A partir disto, as metas de geração são, então, informadas aos responsáveis pela operação das usinas. Esta curva pode ser individualizada por usina ou por subsistema, como é o caso da CHESF, que recebe a carga do Subsistema Nordeste e, então, faz a segregação de carga entre suas usinas. A programação de curto prazo é feita para o dia seguinte, com discretização horária ou de meia hora. Nesta fase de programação, são introduzidas as características mecânicas das UGs, sendo melhor detalhada a representação matemática das restrições operativas do que nas fases de planejamento de longo e médio prazos. Os dois subproblemas da operação diária de UHEs, descritos na sequência, estão alocados na programação de curto prazo.

O primeiro subproblema, operação de UHEs em cascata, é aplicado às UHEs da CHESF que estão no rio São Francisco. A metodologia proposta foi desenvolvida para se adequar à operação

praticada atualmente na Companhia, fazendo a segregação da carga do subsistema NE entre as UHEs da cascata.

O segundo subproblema, despacho de UGs, é aplicado para apenas uma UHE, fazendo a alocação da carga da UHE entre suas UGs. A meta de geração da UHE pode ser fornecida diretamente no modelo, ou pode-se utilizar o resultado do primeiro subproblema, caso se trate de alguma das UHEs da cascata.

A conexão entre os dois subproblemas é melhor explicado no Capítulo 4. Na sequência, são apresentados os dois subproblemas e suas formulações matemáticas.

2.3.1 Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata

Descrição

A cascata em questão está no Rio São Francisco e contém oito UHEs, que estão sob concessão da CHESF. A Figura 2.12 mostra a disposição das UHEs, sendo que pode-se visualizar a representação de apenas seis UHEs, pois uma delas, a UPA, compreende três delas (as UHEs Paulo Afonso I, II e III).

A primeira delas, a UHE Sobradinho (USB), localizada no Estado da Bahia, possui uma vazão regularizada de $2.060 \text{ m}^3/\text{s}$, um volume útil de 28.669 Hm^3 e seis UGs, com potência nominal de 175 MW cada, totalizando 1.050 MW. As turbinas são todas do tipo Kaplan, sendo que cada uma tem um engolimento de $710 \text{ m}^3/\text{s}$. A USB está a montante das demais. O tempo de viagem da água entre a USB e a UHE Itaparica, ou Luis Gonzaga (ULG), é de aproximadamente quatro dias. Portanto, não se tem conexão hidráulica entre USB e as demais no período de um dia, horizonte da metodologia. Esta UHE faz a regularização do rio para as demais.

A UHE seguinte é a Luiz Gonzaga, ou Itaparica (ULG), localizada no Estado de Pernambuco e possui seis turbinas do tipo Francis, com engolimento de $457 \text{ m}^3/\text{s}$ cada. A potência nominal das UGs é 246 MW, totalizando 1.479 MW. A vazão regularizada é considerada a mesma de Sobradinho, e o volume útil do reservatório é 3.549 Hm^3 .

Mais à jusante, o rio divide-se em dois braços, sendo que, em um deles, estão a UHE Apolônio Sales (UAS) e o complexo Paulo Afonso (UPA), que conta com as UHEs Paulo Afonso I, II e III. A UAS está localizada no município de Delmiro Gouveia, no Estado do Alagoas, e possui 4 UGs com turbinas Kaplan com engolimento de $550 \text{ m}^3/\text{s}$ e geradores com potência nominal de 100 MW cada, totalizando 400 MW. A UHE possui regularização semanal, possuindo um reservatório com volume útil de 180 Hm^3 .

O complexo fica na cidade de mesmo nome, Paulo Afonso, no Estado da Bahia. As três UHEs possuem o regime a fio d'água e compartilham o mesmo reservatório, que possui volume útil de $9,8 \text{ Hm}^3$. A UHE Paulo Afonso I possui 3 UGs de 60 MW com engolimento de $84 \text{ m}^3/\text{s}$. A UHE Paulo Afonso II possui seis, sendo que metade delas possui engolimento de $115 \text{ m}^3/\text{s}$ e o restante de $125 \text{ m}^3/\text{s}$. Duas UGs possuem potência de 70, uma de 75 e três de 76 MW, totalizando 443 MW. A terceira UHE do complexo possui quatro UGs, com potência nominal de 198,55 MW, garantindo o total de 794,2 MW. O engolimento de cada uma das turbinas é $266 \text{ m}^3/\text{s}$. Todas as turbinas do complexo são do tipo Francis.

O outro braço conta com a UHE Paulo Afonso IV (USQ). Mais precisamente, este braço sai diretamente do reservatório da UAS. A USQ possui seis UGs com turbinas Francis, com engolimento de $385 \text{ m}^3/\text{s}$. Cada UG possui potência nominal de 410 MW, totalizando 2.462 MW. A UHE possui o regime a fio d'água, com um reservatório com volume útil de $29,5 \text{ Hm}^3$.

Os dois braços se juntam a montante da UHE Xingó (UXG). Esta se localiza entre os Estados de Alagoas e Sergipe, possuindo 6 UGs com potência nominal de 527 MW, totalizando 3.162 MW. As turbinas são todas do tipo Francis e possuem engolimento de $500 \text{ m}^3/\text{s}$. A UHE é a fio d'água, contando com reservatório que possui volume útil de $43 \text{ m}^3/\text{s}$.

Na operação da CHESF, existe maior preocupação com a USQ que a UAS e a UPA. As duas últimas, muitas vezes, são retiradas da operação, deixando o fluxo d'água passar por USQ. Desta forma, no modelo desenvolvido, as gerações de UPA e UAS são fixadas como constantes, deixando a otimização da coordenação realizada pelas demais usinas.

Deve-se levar em conta o balanço hídrico da cascata, gestão dos reservatórios, produtividades das usinas, que dependem da altura de queda e limites, sejam eles de geração, turbinagem, vertimento e nível de reservatório. O objetivo do problema é otimizar a produtividade da cascata.

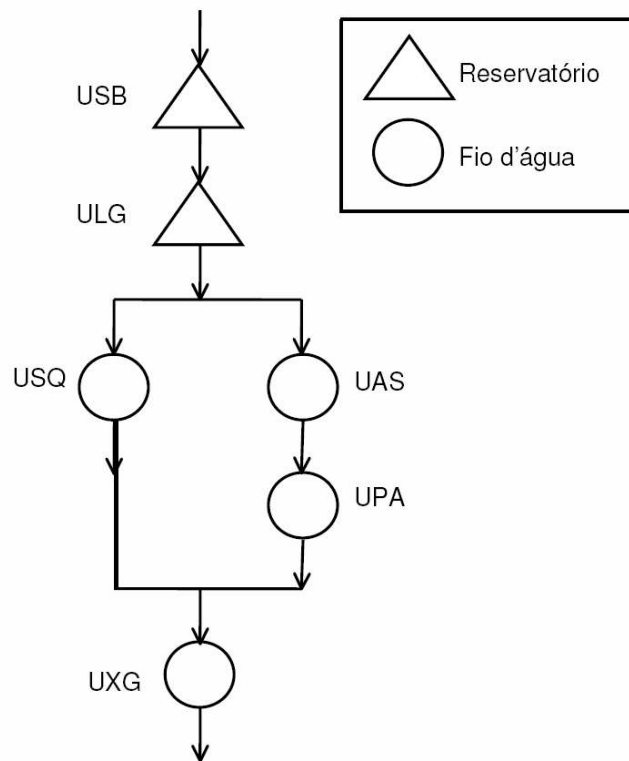


Figura 2.12 - Cascata do Rio São Francisco

Formulação Matemática

Para a descrição da formulação matemática do problema, é importante apresentar a nomenclatura das siglas e das variáveis e parâmetros utilizados. A nomenclatura das UHEs é descrita na sequência:

<i>USB</i>	UHE Sobradinho
<i>ULG</i>	UHE Luis Gonzaga (Itaparica)
<i>USQ</i>	UHE Paulo Afonso IV
<i>UAS</i>	UHE Apolônio Sales (Moxotó)
<i>UPA</i>	UHEs Paulo Afonso I, II e III
<i>UXG</i>	UHE Xingó

As variáveis, parâmetros e funções utilizadas na formulação estão apresentadas a seguir:

a_i^t	Afluência da UHE i no período t (m ³ /s)
D^t	Demanda elétrica da cascata no período t (MW)
q_i^t	Vazão turbinada pela UHE i no período t (m ³ /s)
v_i^t	Vazão vertida pela UHE i no período t (m ³ /s)
x_i^t	Volume acumulado no reservatório da UHE i no período t (m ³)
\underline{X}_i	Volume mínimo operacional no reservatório da UHE i (m ³)
\overline{X}_i	Volume máximo operacional no reservatório da UHE i (m ³)
g_i^t	Potência gerada pela UHE i no período t (MW)
\overline{G}_i	Potência máxima da UHE i (MW)
y_i^t	Quantidade de UGs despachadas da UHE i no período t
$\theta_i(q, x)$	Função de geração da UHE i

Na formulação, quando algum índice se refere a alguma UHE em específico, é utilizada a nomenclatura da respectiva UHE e, quando se referir a todas as usinas, utiliza-se o índice i .

$$Max \sum_i \sum_t \frac{g_i^t}{q_i^t} \quad (2.17)$$

$$\sum_i g_i^t = D^t \quad (2.18)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + a_i^t - q_i^t - v_i^t \quad (2.19)$$

$$a_{USQ}^t + a_{UAS}^t = q_{ULG}^{t-1} + v_{ULG}^{t-1} \quad (2.20)$$

$$a_{UPA}^t = q_{UAS}^t + v_{UAS}^t \quad (2.21)$$

$$a_{UXG}^t = q_{USQ}^{t-1} + v_{USQ}^{t-1} + q_{UPA}^{t-1} + v_{UPA}^{t-1} \quad (2.22)$$

$$\underline{X}_i \leq x_i^t \leq \overline{X}_i \quad (2.23)$$

$$\frac{g_i^t}{y_i^t} = \theta_i \left(\frac{q_i^t}{y_i^t}, x_i^t \right) \quad (2.24)$$

$$g_i^t \leq \overline{G}_i \quad (2.25)$$

para $i \in \mathbb{I} = \{USB, ULG, USQ, UAS, UPA, UXG\}$, $t \in \mathbb{T} - \{1\}$ para as Restrições 2.22 e 2.20 e $t = 1, \dots, T$ para as demais.

A função objetivo (2.17) é a soma das relações entre potência gerada e turbinagem para todas as UHEs e todos os períodos.

A meta de geração para cada período está representada na Restrição 2.18. A Restrição 2.19 refere-se ao balanço de água nos reservatórios. Os balanços das defluências (turbinação mais vertimento) das UHEs com as afluências das UHEs à jusante estão representados nas Equações 2.20, 2.21 e 2.22.

A restrição de níveis mínimo e máximo dos reservatórios está representada por 2.23.

A relação entre potência gerada e turbinação é representada pela função de geração θ (Equação 2.24). Como a função de geração se refere à geração de uma UG, apenas, dividiu-se a geração total da UHE em um período (g_i^t), pelo número de UGs despachadas (y_i^t).

Por último, a Restrição 2.25 garante que a potência de cada UHE permaneça em um nível permitido, ou seja, até a potência nominal da mesma.

2.3.2 Despacho de Unidades Geradoras

Descrição

O despacho ótimo de UGs aloca a carga de uma UHE entre UGs, escolhendo a quantidade de unidades a estarem ativas e o nível de geração de cada uma. O horizonte é de um dia com base horária ou com base de meia hora. Neste trabalho, considerou-se a base horária. O despacho deve levar em conta características operativas das UGs, como as zonas proibidas de operação, as eficiências das UGs e evitar partidas e paradas desnecessárias de UGs.

Uma UG operando nas zonas proibidas de operação pode sofrer danos, diminuição da sua vida útil e seu desempenho pode ser afetado, podendo implicar em paradas para manutenção, o que, além dos gastos econômicos de reparação, ocorre a não disponibilidade da UG por um período de tempo e a diminuição da vida útil da turbina.

Por outro lado, as partidas e paradas excessivas de UGs são evitadas na operação, pois implicam em custos, uma vez que diminui a vida útil das UGs e aumenta o serviço de manutenção nas mesmas. Nilsson e Sjelvgren (1997) realizaram um estudo, no qual tentaram quantificar o custo associado ao número de partidas e paradas das UGs hidráulicas. Os estudos indicaram um custo

para cada partida e parada em 3 US\$/MW vezes a capacidade nominal da UG.

As eficiências η dos conjuntos turbina-gerador são os principais fatores no desempenho da geração de eletricidade em uma UHE (SOARES; SALMAZO, 1997).

Como as UGs dentro de uma UHE geralmente são construídas com as mesmas características, o despacho é realizado segundo as condições de otimalidade para curvas iguais. Quando as UGs possuem a mesma curva de eficiência, a divisão igual de carga entre as UGs despachadas atende às condições para ótimo local, limitando o problema a escolher a quantidade de UGs a serem despachadas.

Já no caso de UGs com curvas diferentes, a premissa de divisão igual de carga não necessariamente é válida⁵, devendo o modelo de despacho considerar as diferentes curvas. As eficiências podem ser diferentes sob dois aspectos:

- Na construção ou repotenciação de UHEs, em que serão instaladas turbinas com características geométricas diferentes, e
- UHEs antigas, cujos comportamentos das UGs se modificaram significativamente ao longo do tempo com relação às características originais, fazendo com que cada UG tenha suas individualidades.

Na UHE Sobradinho, por exemplo, foram feitas medições de eficiência nas UGs em 2000, podendo-se verificar os resultados na Figura 2.13. As UGs foram construídas com as mesmas características na década de 70 e, conforme constatado nas novas medições, cada uma possui suas particularidades. Na Figura 2.13, pode-se perceber que as curvas possuem seu máximo em 92%, valor aproximadamente 2% menor que o da curva original. É importante ressaltar que, na medição, a eficiência de 92% foi fixada, e foram feitas medições relativas a este percentual. Desta forma, poder-se-ia ter fixado o máximo em 94%, por exemplo. No entanto, imagina-se que, de fato, alguma diminuição na eficiência de UGs com muitos anos é esperada com relação à original, mas o mais importante aqui é mostrar que cada UG possui sua particularidade.

⁵Uma discussão mais detalhada sobre as condições de otimalidade no despacho de curvas iguais e diferentes pode ser vista em Colnago (2007).

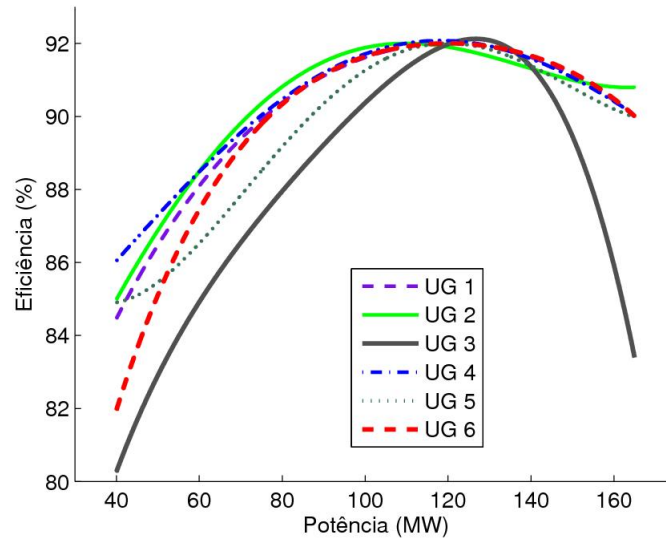


Figura 2.13 - Eficiências das UGs da UHE Sobradinho, após quase 30 anos de instalação

A medição da eficiência pode ser feita diretamente nas UGs instaladas. A norma NB-228 (1974) apresenta a Fórmula 2.26, em que a eficiência é calculada a partir das variáveis P , Q e H .

$$\eta_t = \frac{P}{K\gamma QH}, \quad (2.26)$$

onde γ é uma constante que depende da altitude, $K = \frac{1000}{102}$ e P , Q e H são, respectivamente a potência gerada, a vazão turbinada pela UG e a altura de queda da UHE.

Os valores H , P e γ podem ser medidos com boa precisão. Logo, a precisão da medida de eficiência η_t depende fortemente da precisão do método de medição de vazão (ANDRADE et al., 2002), onde residem as maiores dificuldades.

Segundo Sousa et al. (2010), a maioria das UHEs brasileiras não possuem medição de vazão d'água na própria usina. Os dados de eficiência usados, quando necessários, são os do modelo reduzido. Os autores apresentaram uma metodologia para calcular a eficiência de UGs em UHEs, através de medições *in site*.

Com relação aos métodos de medição de vazão, o mais usado é o Winter Kennedy. Este método necessita de um modelo reduzido, uma vez que o fator que relaciona a vazão com a diferença de pressão, medida entre dois pontos, deve ser determinado no modelo reduzido e depois aplicado na instalação.

Portanto, o principal elemento a ser utilizado no problema de despacho são as curvas de eficiência η das UGs. O despacho proposto se adequa à UHE com UGs com curvas diferentes, sendo

um problema de otimização. Os objetivos adotados são a maximização da eficiência total da UHE em um dia de operação, e a minimização da quantidade de partidas e paradas de UGs. São critérios conflitantes para o caso de UGs diferentes, uma vez que, quando se diminui as partidas e paradas, a combinação de UGs escolhidas em um determinado período tende a ser a mais próxima possível da combinação do período anterior. Por outro lado, a obtenção da máxima eficiência possível pode implicar em mudanças de *status* de UGs no sentido de aproveitar a melhor eficiência de cada período. A formulação matemática é apresentada a seguir.

Formulação Matemática

O despacho de UGs foi proposto como um problema bi-objetivo. Um objetivo é a maximização da eficiência total em um dia de operação, e o outro é a minimização de partidas e paradas de UGs. A formulação 2.27-2.32 descreve matematicamente o problema:

$$\text{Max} \left(\sum_t D^t H^t \right) / \left(H^t \sum_t \sum_j \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)} \right) \quad (2.27)$$

$$\text{Min} \sum_j \sum_t |y_j^{t+1} - y_j^t| \quad (2.28)$$

$$\text{s.a.} \sum_j g_j^t = D^t \quad (2.29)$$

$$y_j^t \underline{G}_j^t \leq g_j^t \leq y_j^t \overline{G}_j^t \quad (2.30)$$

$$g_j^t \in \mathbb{R} \quad (2.31)$$

$$y_j^t \in \{0,1\} \quad (2.32)$$

para $j \in \mathbb{J} = \{1, \dots, J\}$, sendo que para a função objetivo 2.28, $t \in \mathbb{T} - \{1\} = \{1, \dots, T-2, T-1\}$ e para as demais, $t \in \mathbb{T} = \{1, \dots, T\}$.

Os índices, parâmetros e variáveis são

j	Índice da UG
t	Índice do patamar
H^t	Número de horas de permanência do patamar t (h)

D^t	Carga da usina no patamar t (MW)
g_j^t	Potência gerada pela UG j no patamar t (MW)
y_j^t	Variável binária que indica se a UG j será despachada no período t

A eficiência da UHE é a conversão da energia potencial da água na energia elétrica gerada pelas UGs da UHE. A potência gerada por uma UG no período t é indicada no modelo por g_j^t . Desta forma, a potência gerada pela UHE no período t pode ser escrita como $\sum_j g_j^t$. Como $\eta_j^t(g_j^t)$ é a curva de eficiência da unidade j em função de sua potência, pode-se calcular a potência bruta da máquina j em t por

$$\frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}. \quad (2.33)$$

Ou seja, para gerar g_j^t , a UG j usa potência $g_j^t / \eta_j^t(g_j^t)$. A perda na conversão neste caso é $g_j^t / \eta_j^t(g_j^t) - g_j^t$. A eficiência da UHE em t pode ser escrita por

$$\frac{\sum_j g_j^t}{\sum_j \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}}. \quad (2.34)$$

Como a soma das potências geradas pelas UGs deve ser igual à carga D^t (Equação 2.29), a Equação 2.34 pode ser reescrita como

$$\frac{D^t}{\sum_j \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}}. \quad (2.35)$$

No entanto, o objetivo é otimizar a geração em um dia todo. Neste caso, a eficiência para um dia de operação é

$$\frac{\sum_t H^t D^t}{\sum_t H^t \sum_j \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}} \quad (2.36)$$

O segundo objetivo é a minimização das partidas e paradas de UGs. Considerando uma UG j , uma partida desta UG acontece quando, em um período t , a UG não é despachada ($y_j^t = 0$), e, no período seguinte, ela é despachada ($y_j^{t+1} = 1$). A parada é o caso contrário ($y_j^t = 1$ e $y_j^{t+1} = 0$). Independente se foi uma partida ou uma parada, conta-se uma manobra, ou mudança de *status* da UG, e desta forma insere-se o módulo na formulação. Matematicamente, pode-se escrever a função objetivo como

$$\sum_j \sum_t |y_j^{t+1} - y_j^t|. \quad (2.37)$$

As restrições operacionais são o atendimento da carga elétrica e zonas proibidas de operação. A carga pode ser diferente a cada período. Desta forma, tem-se T restrições de atendimento de carga. Estas restrições foram formuladas como segue

$$\sum_j g_j^t = D^t, \quad (2.38)$$

para $t \in \mathbb{T}$.

A conexão entre este subproblema e o subproblema de operação de UHEs em cascata está na carga da UHE. Na otimização em cascata, a variável g_i^t se refere à geração da UHE i no período t . No caso do despacho das UGs desta UHE i , a variável g_i^t transforma-se na constante D^t .

As zonas proibidas de operação podem ser várias, dividindo a faixa possível de operação de uma UG em diversas zonas disjuntas. Este não é o caso das UHEs em questão, que possuem apenas uma faixa possível de operação, entre limites mínimo e máximo. A restrição pode ser escrita matematicamente como

$$y_j^t \underline{G}_j^t \leq g_j^t \leq y_j^t \overline{G}_j^t. \quad (2.39)$$

A variável y_j^t é binária e indica se a UG j é ou não despachada no período t . Se $y_j^t = 0$, a UG j não é despachada em t e logo, $0 \leq g_j^t \leq 0$, o que garante $g_j^t = 0$. No caso de $y_j^t = 1$, g_j^t permanece no intervalo fechado $[\underline{G}_j^t, \overline{G}_j^t]$. A zona proibida de operação neste caso é o intervalo $(0, \underline{G}_j^t)$.

3 Técnicas de Otimização Matemática

3.1 Otimização Matemática

A Pesquisa Operacional (PO) é uma área da matemática que se utiliza de modelos matemáticos, determinísticos e estocásticos, e algoritmos para auxiliarem na tomada de decisões no mundo real. Um problema real é transformado em um problema matemático através de variáveis e funções, de forma que a solução do problema matemático possa ser transportada para o problema real. É comumente aplicada a problemas de natureza financeira, industrial, militar, governamental, administrativa, logística, entre outras.

Dentro da PO, existe a Programação Matemática, que trata de um conjunto de modelos e métodos. Os métodos buscam encontrar soluções ótimas para um problema, sendo que um problema é definido por funções objetivo, restrições e variáveis.

Um problema de programação matemática pode ser formulado como segue:

$$\text{Min/Max } f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3.1)$$

$$\text{s.a. } g(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 0 \quad (3.2)$$

$$h(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \quad (3.3)$$

$$x_i \in \Omega_i \quad (3.4)$$

onde a função a ser otimizada (minimizada ou maximizada) é f , as restrições são formadas pelas funções g e h e as variáveis são x_i , para $i = 1, \dots, n$, sendo que cada variável pertence a um conjunto Ω_i .

As variáveis podem ser reais ou inteiras e as funções f , g e h podem ser lineares ou não lineares. Nos problemas tratados nesta tese, as gerações das UGs são variáveis reais enquanto que o despacho das UGs são definidos por variáveis inteiras ou, especificamente, binárias. Por outro lado, os problemas tratados utilizam funções não lineares, cujas maiores responsáveis pela não linearidade do problema são as curvas de eficiência η . Assim, os problemas de especificação de UGs e despacho de UGs são problemas de programação não linear inteiras mista. As condições de linea-

ridade, tipo de variável, além de convexidade e tamanho do problema estão ligadas à complexidade de resolução do mesmo.

Existem diversas técnicas de otimização; estas metodologias procuram soluções ótimas x^* para o problema. Com relação à otimalidade, uma solução ótima pode ser local ou global. Considerando um problema de minimização, uma solução de mínimo global, x^* , atende à condição $f(x^*) \leq f(x)$, para todo x factível ao problema. Nota-se que, através da condição, não existe necessariamente apenas um ótimo global. E um mínimo local, x^{**} , atende à condição $f(x^{**}) \leq f(x)$, para valores de x nas proximidades de x^{**} .

A Figura 3.1 ilustra a função objetivo f para um problema com apenas uma variável x . Nota-se que a função f é não linear e não convexa. A função possui três vales, assim, se o problema é de minimização, os três vales (1, 2 e 3) representam ótimos locais, sendo que o vale número 2 é um ótimo global.

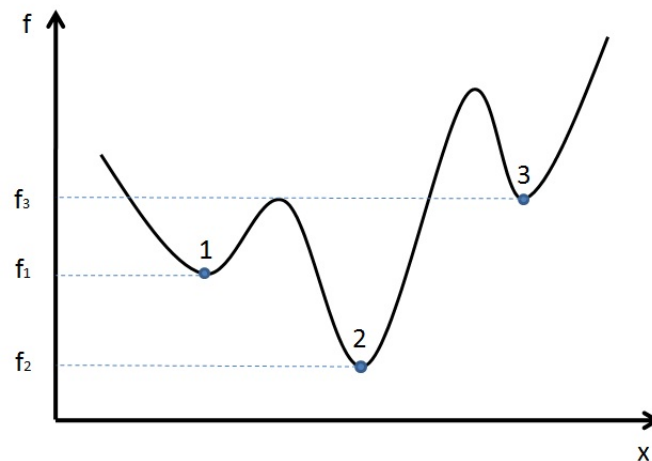


Figura 3.1 - Otimalidade local e global

As restrições e as variáveis são responsáveis por delimitar uma região possível de soluções ou região factível. A Figura 3.2 mostra exemplos de regiões convexas e não convexas. Em uma região convexa, para quaisquer dois pontos, o segmento de reta que os interliga necessariamente pertence à região. Já para uma região não convexa, existem dois pontos de forma que o segmento de reta que os interliga não está contido na região.

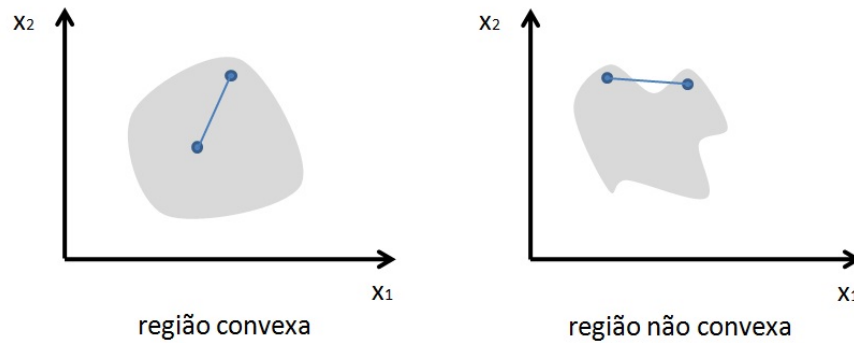


Figura 3.2 - Convexidade em regiões factíveis

Os métodos clássicos de programação não linear, em geral, exploram as derivadas das funções objetivo, de forma que, ao iniciar o método com uma solução inicial, busca-se encontrar uma melhor solução na iteração seguinte, de forma a convergir para um fundo (minimização) ou pico (maximização).

Existem técnicas adequadas para diversas características de problemas, principalmente para problemas de programação linear, programação quadrática, programação não linear (convexa), programação inteira. No entanto, para casos mais complexos, como problemas não lineares inteiros mistos que apresentam não convexidades, que é o caso dos problemas tratados nesta tese, é comum não existir uma técnica apropriada que garanta convergência para ótimo global. Para estes tipos de problemas, busca-se metodologias alternativas para resolução, como as heurísticas.

Uma das metodologias heurísticas mais utilizadas em otimização é o algoritmo genético, apresentado na Seção 3.2.

3.2 Algoritmos Genéticos

A teoria da evolução, desenvolvida por Charles Darwin no século XIX e consolidada com a publicação do livro *A Origem das Espécies*, em 1859, está baseada em um conjunto de princípios. Em um meio onde há competição, os indivíduos mais adaptados àquele meio são os que possuem maior chance de sobreviverem e procriarem de forma a passar seus genes que os tornam mais aptos às novas gerações de indivíduos. Nesta teoria, a mutação possui papel importantíssimo no sentido

que insere diversidade genética com relação ao espectro de genes de uma população de indivíduos.

No entanto, o processo de evolução demora milhões de anos. Por exemplo, o caso das girafas, que possuíam pescoços significativamente mais curtos que atualmente. Aquelas que possuíam pescoço maior que a maioria eram beneficiadas por poderem se alimentar das folhas mais altas, sem ter que competir com outras. Este privilégio as tornava mais bem adaptadas ao meio, deixando esta característica aos seus descendentes, e, ao longo de milhares de anos, o tamanho médio do pescoço das girafas aumentou.

Então, alguns pesquisadores viram nos conceitos básicos da teoria da evolução natural um potencial a ser aplicado na computação e matemática, desenvolvendo assim a Computação Evolutiva. Apesar das pesquisas que deram origem a esta área terem sido iniciadas antes de 1960, foi naquela década que as pesquisas, impulsionadas pela tecnologia da computação digital relativamente barata, serviram para um avanço significativo na área (De Jong, 2006).

Naquela época, três grupos de pesquisa foram responsáveis por este significativo avanço, desenvolvendo algoritmos hoje amplamente utilizados:

- Estratégias Evolutivas (EE): Na Universidade Técnica de Berlim, Rechenberg e Schewfel começaram a formular ideias sobre processos evolutivos que poderiam ser usados para resolver problemas de otimização com parâmetros reais (RECHENBERG, 1965).
- Programação Evolutiva (PE): Na Universidade da Califórnia, Los Angeles (UCLA), Fogel (FOGEL et al., 1966) utilizou técnicas evolucionárias para evoluir máquinas de estados finitos¹, criando assim a programação evolutiva.
- Algoritmos Genéticos (AGs): Na Universidade de Michigan, Holland (HOLLAND, 1962) viu o potencial da utilização de processos evolucionários na implementação de sistemas adaptativos robustos. Ele viu a necessidade de se ter sistemas que se auto adaptassem no tempo, como a função de *feedback*, obtida da interação com o ambiente nos quais eles operam.

Posteriormente foram desenvolvidos outros tipos de algoritmos, como por exemplo a Programação genética (KOZA, 1992) e os Sistemas Classificadores (BOOKER et al., 1989).

As técnicas possuem diferenças, apesar da estrutura básica dos algoritmos evolucionários² seguir um único padrão. Os operadores chave são a seleção, cruzamento e mutação. O primeiro

¹Uma máquina de estado finito é um modelo do comportamento composto de um número finito de estados, transições entre aqueles estados e ações.

²Algoritmos evolucionários é o nome dado aos algoritmos de Computação Evolutiva.

faz o papel de escolher os indivíduos mais bem adaptados e está relacionado ao princípio da competição. O cruzamento leva à continuidade de características de pai para filho, e a mutação tem o objetivo de trazer diversidade genética à população. Dependendo da técnica usada, algum destes operadores podem não ser utilizados, sendo que as principais diferenças entre as técnicas são o esquema de representação das variáveis, os operadores de variação (cruzamento e mutação) e os métodos aplicados para seleção de pais sobreviventes (HUSSAIN, 1998).

A técnica mais popular da Computação evolutiva são os AGs e foi o pesquisador John Holland que, na década de 1960, quem começou a desenvolver seriamente as primeiras pesquisas no tema, mas foi em 1975 que Holland publicou o livro *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, sendo considerado hoje a base dos AGs (TAKAHASHI, 2004). O algoritmo 3.1 é o Algoritmo Genético Simples (SGA), com seleção de sobreviventes geracional.

Algoritmo 3.1 Pseudo-código dos algoritmos genéticos simples (SGA)

```
1:  $t \leftarrow 1$ 
2: Criar população inicial  $P(t)$ 
3: Enquanto não for atingido o critério de parada faça
4:   Avaliar indivíduos de  $P(t)$ 
5:   Selecionar indivíduos de  $P(t)$ 
6:   Criar população  $P(t+1)$  a partir dos indivíduos selecionados de  $P(t)$  através de cruzamento
   e/ou mutação
7:    $t \leftarrow t + 1$ 
8: Fim
```

Algoritmos Genéticos são ferramentas heurísticas que usam números aleatórios para simular as casualidades que ocorrem no processo de seleção natural: composição inicial de uma população, seleção de indivíduos para reprodução, a escolha de características que são transmitidas para as gerações descendentes, a ocorrência de mutação. Desta forma, AG não é um método determinístico mas probabilístico. Ao simular AGs mais de uma vez, com os mesmos parâmetros, os resultados podem ser diferentes.

Utilizado extensivamente no ramo da otimização, os AGs possuem vantagens com relação a técnicas clássicas de programação matemática, por não necessitarem de funções deriváveis, por serem aplicados a problemas com descontinuidades, não convexos ou não lineares e por seu código computacional ser relativamente simples. No entanto, é importante ressaltar que os especialistas indicam seu uso para problemas que não possuem técnicas clássicas ou específicas com eficiência comprovada. Por exemplo, se um problema possui técnica aplicável que garante convergência para

ótimo global em tempo computacional reduzido, não faz sentido utilizar AGs. Já no caso de problemas inteiros, não lineares e não convexos que não possuam técnica eficiente comprovada, este tipo de heurística é indicada.

Apesar de os AGs originalmente utilizarem codificação binária das soluções, enquanto que EE e PE utilizam vetores reais (BÄCK, 1994), atualmente já não existe tal distinção, sendo que muitos trabalhos utilizam AGs com representação real ou híbrida. Portanto, na prática não existe regra específica de que se deve utilizar codificação binária quando se utiliza AGs.

A terminologia dos AGs carrega nomes utilizados na própria teoria da evolução natural e da genética. A começar pela população, que se trata de um conjunto de indivíduos, e cada indivíduo é representado por um cromossomo que, por sua vez, é a representação de uma solução do problema matemático, podendo assumir qualquer forma, sendo o mais comum vetores e matrizes. Cada elemento do cromossomo é um gene, podendo ter vários tipos de representação, como variáveis inteiras, reais, ou mesmo letras ou nomes, dependendo da codificação.

O código básico dos AGs está apresentado no Algoritmo 3.1. Primeiramente, inicia-se o método com uma população inicial, que pode ser obtida gerando-se soluções aleatórias ou utilizando alguma heurística para isto. O importante é que sejam geradas soluções diversificadas, na busca de explorar bem o espaço das soluções.

A partir daí avalia-se a aptidão dos indivíduos. Para isto, é necessário uma função de adaptação, que comumente é a própria função objetivo, ou uma normalização desta. Ela visa medir o quão apto está um indivíduo com relação ao meio. No caso de um problema de maximização, quanto maior for o valor da função objetivo, mais apto é o indivíduo com relação ao meio.

A seleção é o processo de escolha dos indivíduos na população que gerarão os descendentes da geração seguinte. Segundo Deb (2001), o objetivo principal do operador de seleção é escolher boas soluções, eliminando indivíduos de baixa aptidão, enquanto o tamanho da população é constante.

Há vários métodos de seleção, sendo os mais comuns a seleção por torneio, seleção proporcional à aptidão e seleção por classificação. O que deve ser observado é qual delas melhor se adapta à estrutura do algoritmo (ESCOBAR, 2007). Nestes algoritmos tradicionais, os indivíduos com maior valor da função de adaptação possuem maior probabilidade de serem selecionados. No entanto, diminuir a pressão da seleção, fazendo com que indivíduos que não estão entre os melhores não sejam eliminados, pode aumentar a diversidade da população, fator importante em otimização

para se evitar a convergência a ótimos locais, na tentativa de se encontrar o ótimo global ou mesmo um ótimo local satisfatório. A Subseção 4.1.3 apresenta os operadores de seleção citados e suas características.

O operador de cruzamento está diretamente ligado à reprodução. A partir de duas ou mais soluções (ascendentes), cria-se uma ou mais novas soluções (descendentes), de forma que estas novas soluções possuam algo em comum com as soluções que lhes deram origem. Apoiando-se na teoria da evolução, pais “bem adaptados” passam suas características para seus descendentes, fazendo com que, possivelmente, os filhos sejam também “bem adaptados”. O operador de cruzamento mais comum é o de um ponto. A Subseção 4.1.4 mostra este e outros tipos de cruzamento.

A mutação é responsável por modificar o código genético de um indivíduo, sendo importante no sentido de manter a diversidade na população, forçando os indivíduos a adquirirem novas características, na esperança que algumas delas os tornem mais aptos.

Assim, os pais selecionados sofrem algumas alterações através dos operadores genéticos cruzamento e mutação. A partir daí é gerada a nova população que é avaliada e se torna a população que gerará novos descendentes, seguindo um ciclo até que seja atingido o critério de parada que pode ser número de iterações (número de novas populações) ou meta de valor da função de adaptação.

Um método de busca eficiente deve fazer o balanço entre exploração e exploração da região de busca. Exploração é responsável pela busca de regiões promissoras. Em AGs, o operador de mutação tem maior importância que cruzamento na exploração da região factível, no sentido de buscar diferentes regiões, na busca de ótimos locais. Por outro lado, exploração é responsável pela busca na proximidade de boas soluções, sendo que, neste estágio, o cruzamento tem maior importância para alcançar melhores resultados (COELLO et al., 2007).

3.3 Otimização Multiobjetivo

A formulação 3.1-3.3 apresenta um problema de otimização com um único objetivo. No entanto, problemas com múltiplos objetivos estão presentes em várias áreas de ciência e tecnologia. Matematicamente, define-se um problema multiobjetivo como

$$\text{Min } f_1(x_1, x_2, \dots, x_n), \dots, f_m(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3.5)$$

$$\text{s.a. } g(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 0 \quad (3.6)$$

$$h(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \quad (3.7)$$

onde f_i são as funções objetivo e as restrições 3.6 e 3.7.

Um exemplo utilizado por alguns autores para ilustrar um problema que envolve objetivos conflitantes é o caso da compra de um carro. Existem alguns carros em uma loja e um cliente interessado em dois itens, ou objetivos, o preço e o conforto que um carro pode lhe oferecer. Ele compara dois carros, um mais caro e mais confortável, e outro mais barato e menos confortável. Escolher o carro que possui o menor preço significa comprometer o conforto, e escolher o carro com mais conforto implica em maior preço. Cada carro é melhor em um item diferente.

Por outro lado, se existe um terceiro carro, mais caro que os dois e com menos conforto que o mais confortável, pode-se descartar esta terceira opção de compra. Isto porque, existe um carro mais confortável e mais barato que ele. Esta relação entre soluções é denominada dominância de Pareto entre soluções.

Sejam duas soluções quaisquer de um problema de otimização multiobjetivo x e y , e as funções objetivo f_j para j variando de 1 a m . Suponha que todas as funções objetivo são de minimização e que x e y são vetores de tamanho n . As soluções se relacionam entre si de uma das três formas:

- x é dominada por y (Notação: $x \preceq y$)
Neste caso, para $i = 1, \dots, n$, existe pelo menos um objetivo j para o qual $f(y_i) < f(x_i)$, sendo que para os demais, $f_j(y_i) \leq f_j(x_i)$.
- y é dominada por x (Notação: $y \preceq x$)
Caso contrário do anterior
- não existe relação de dominância entre x e y
Existe pelo menos um objetivo j no qual $f(x_j) < f(y_j)$ e existe pelo menos um objetivo k no qual $f(y_k) < f(x_k)$. Diz-se, então, que x não é dominada por y e vice-versa. O conjunto das soluções que não são dominadas por nenhuma outra são chamadas soluções não dominadas ou Pareto-ótimas.

A Figura 3.3 ilustra a relação de dominância entre soluções. Tem-se dois objetivos, f_1 e f_2 a serem minimizados, e quatro soluções. As soluções de número 1, 2 e 4 não são dominadas por

nenhuma outra e não há dominância entre elas. Por exemplo, a solução 1 possui melhor valor da função objetivo f_1 do que a solução 2, e pior valor da f_2 . Por outro lado, ao analisar a relação entre a 2 e a 3, verifica-se que a 3 é dominada pela 2. No entanto, a 3 não é dominada pela 1 nem pela 4.

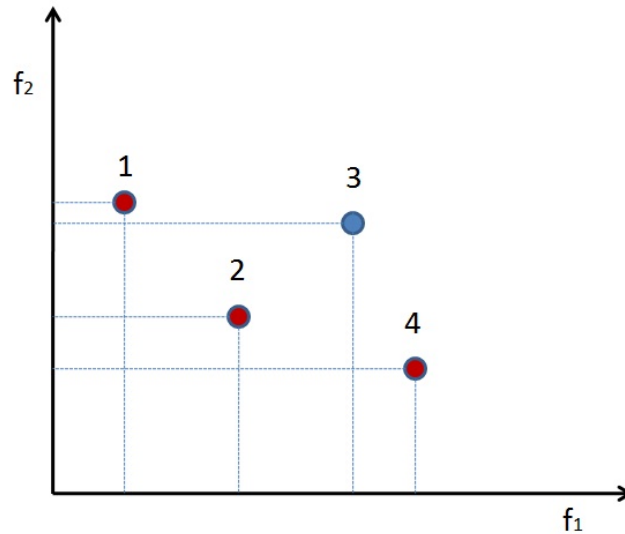


Figura 3.3 - Relação de dominância entre soluções

O conjunto das soluções não dominadas determinam uma fronteira de Pareto. São aquelas soluções cujos objetivos não podem ser melhorados simultaneamente (COELLO; LAMONT, 2004). A Figura 3.4 mostra a fronteira de Pareto e soluções dominadas para o subproblema despacho de UGs, tratado nesta tese. Os dois objetivos são a minimização de partidas e paradas de UGs, mostrado na abcissa, e maximização da eficiência (ordenada). Como a quantidade de partidas e paradas é sempre um número natural, verifica-se que a região dos objetivos é composta por linhas verticais.

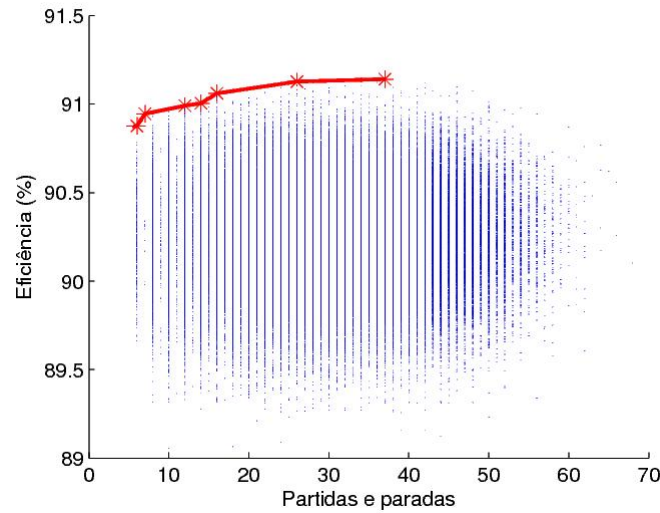


Figura 3.4 - Fronteira de Pareto e soluções dominadas

Diversos métodos de otimização multiobjetivo transformam os objetivos em apenas um, podendo assim utilizar técnicas clássicas de otimização mono-objetivo (DONOSO; FABRGAT, 2007). Alguns dos métodos de otimização clássicos empregados a problemas multiobjetivo são Método da Ponderação dos Objetivos (*Weighted sum*), Programação por Metas (*Goal Programming*), Método das restrições- ϵ (ϵ -*Constraint Method*) e Método de Benson, entre outros.

Um dos mais comuns e simples é o Método da Ponderação dos Objetivos, que consiste em transformar um problema multiobjetivo em um problema mono-objetivo, alocando pesos a cada um dos objetivos. Os pesos w_i são entre 0 e 1 de forma que $\sum_i w_i = 1$. Assim, os objetivos f_i , com i variando de 1 a n , são transformados em apenas um f da forma $f = \sum_i w_i f_i$.

O método da Programação por Metas também é comum, sendo que deve-se especificar metas para cada objetivo. A ideia principal é obter uma solução que atinja as metas pré-determinadas. Lawrence e Pasternack (2002) dividem os métodos de programação por metas em preemptivos e não preemptivos. Na abordagem não preemptiva, são alocados pesos aos desvios. Eles penalizam o não atingimento da meta. Passa-se, então, a minimizar os desvios com relação às metas.

Por outro lado, os métodos preemptivos agrupam os objetivos de acordo com prioridades. Os objetivos de maior prioridade são considerados infinitivamente mais importantes que objetivos de segunda prioridade e assim por diante. Um objetivo é considerado de cada vez e uma solução obtida através de um objetivo com menor prioridade não degrada uma solução de maior prioridade (STEUER, 1986).

Como descrito anteriormente, estas técnicas consistem em transformar problemas multiobje-

tivo em mono-objetivo, obtendo-se, assim, uma solução ao final. Ao rodar várias vezes um método destes, variando prioridades ou pesos, obtém-se diferentes soluções, de forma a criar uma fronteira de Pareto. No entanto, existem heurísticas que estão sendo amplamente utilizadas, classificadas como aborgagens baseadas em Pareto. A esta classificação pertencem os algoritmos evolutivos multiobjetivos (MOEAs). Segundo Coello e Lamont (2004), os MOEAs estão divididos em três:

- funções agregadas
- abordagens baseadas em população
- aborgagens baseadas em Pareto

Os métodos de funções agregadas consistem em transformar um problema multiobjetivo em mono-objetivo, como o Método da Ponderação dos Objetivos e da Programação por Metas fazem. Nas abordagens baseadas em população, a população de algoritmos evolucionários é usada para diversificar a busca, mas o conceito de dominância de Pareto não está diretamente incorporado no processo de seleção. Um exemplo deste tipo de abordagem é o *Vector Evaluated Genetic Algorithms* (VEGA).

Já nas abordagens baseadas em Pareto, o conceito de otimalidade de Pareto é incorporado no mecanismo de seleção, sendo os métodos mais explorados atualmente nos MOEAs. Exemplos de métodos deste tipo são *Niched Pareto Genetic Algorithm* (NPGA), *Pareto-Archived Evolution Strategy* (PAES) e *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA).

Konak et al. (2006) fizeram um estudo dos algoritmos VEGA, NPGA, PAES, SPEA e outros, apontando as principais vantagens e desvantagens de cada método. Neste trabalho foi utilizado o algoritmo SPEA, considerado um algoritmo efetivo que utiliza a ideia de conjunto externo (KONAK et al., 2006). Na sequência tem-se a descrição do método.

3.3.1 SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*)

O algoritmo para problemas multiobjetivo SPEA foi proposto por Zitzler e Thiele (1999). O pseudo-código do SPEA pode ser visto no Algoritmo 3.2.

O SPEA utiliza um conjunto externo de soluções, armazenando um número máximo de soluções não dominadas. A cada iteração, as soluções não dominadas da população são copiadas para

Algoritmo 3.2 Pseudo-código do SPEA

```
1:  $t \leftarrow 1$ 
2: Criar população inicial  $P(t)$  e um conjunto externo vazio  $P'(t)$ 
3: Enquanto não for atingido o critério de parada faça
4:   Copiar as soluções não dominadas de  $P(t)$  para  $P'(t)$ 
5:   Remover as soluções dominadas de  $P'(t)$ 
6:   Se o número de soluções de  $P'(t)$  exceder um número estabelecido  $N'$ , eliminar o número
   excedente de soluções através de agrupamento
7:   Avaliar os indivíduos de  $P(t)$  e de  $P'(t)$ 
8:   Selecionar indivíduos de  $P(t)$  e  $P'(t)$ 
9:   Criar população  $P(t + 1)$  a partir dos indivíduos selecionados de  $P(t)$  e  $P'(t)$  através de
   cruzamento e/ou mutação
10:   $t \leftarrow t + 1$ 
11: Fim
```

esse conjunto externo e, então, as soluções dominadas neste conjunto, se existirem, são eliminadas. No caso de o número máximo de soluções do conjunto externo ser atingido, é realizado um agrupamento das soluções de forma a eliminar o número excedente de soluções. Podem ser utilizados diversos métodos para o agrupamento das soluções. Zitzler e Thiele (1999) propuseram um método no qual calcula-se a distância d entre dois conjuntos, segundo a Fórmula 3.8

$$d = \frac{1}{|c_j| \cdot |c_k|} \sum_{i_j \in c_j, i_k \in c_k} \|i_j - i_k\| \quad (3.8)$$

onde i_j e i_k são duas soluções, e c_j e c_k são grupos nos quais $i_j \in c_j$ e $i_k \in c_k$ e $\|\cdot\|$ é a métrica adotada para se calcular a distância entre duas soluções. Inicialmente, cada solução pertence a um conjunto e os conjuntos que possuem a menor distância entre eles são unidos para constituir um novo conjunto, sendo que os dois conjuntos são eliminados. O processo se dá iterativamente, e apenas para quando o número de conjuntos for igual ao número máximo de soluções permitidas no conjunto externo. Neste caso, seleciona-se um indivíduo representativo de cada grupo. Zitzler e Thiele (1999) propuseram selecionar o indivíduo que possui a menor distância média com relação aos outros indivíduos do mesmo grupo.

A cada indivíduo i do conjunto externo é calculado um valor chamado *strength* (s_i) através da Fórmula 3.9

$$s_i = \frac{n}{N + 1} \quad (3.9)$$

onde n é o número de indivíduos da população que são dominados por i , e N é o tamanho da população. O aptidão f_i dos indivíduos é igual a s_i que, para as soluções do conjunto externo,

pertence ao intervalo $[0,1)$. Por outro lado, o aptidão de um indivíduo j da população é igual a f_j , mostrado na Equação 3.10

$$f_j = 1 + \sum_{i, i \succ j} s_i, \quad (3.10)$$

o que implica em $f_j \in [1, N)$. O segundo termo da Equação 3.10 é a soma dos valores s_i dos indivíduos do conjunto externo que dominam j . O valor mínimo do aptidão f_j é 1. Quanto menor este valor, melhor é o aptidão e maior deve ser a probabilidade do indivíduo a ser selecionado para gerar descendentes.

4 Implementação Computacional

São apresentados detalhes da implementação computacional para os dois problemas propostos. Para o primeiro problema (especificação de UGs), tem-se duas metodologias: algoritmos genéticos (Seção 4.1) e uma técnica de linearização sucessiva do problema (Seção 4.2).

Para o segundo problema (operação diária de UHEs), existem dois subproblemas: a operação de UHEs em cascata e o despacho de UGs. A operação de UHEs em cascata determina a geração de um dia para cada uma das UHEs da cascata. O despacho de UGs determina a geração de cada uma das UGs de uma UHE desde que seja fornecida a curva de geração diária. Portanto, para o despacho de UGs pode-se utilizar do resultado da operação de UHEs em cascata, mas pode-se também executar o despacho independentemente, desde que seja fornecida a curva de geração da UHE.

A metodologia para operação de UHEs em cascata é descrita na Seção 4.3, onde foi utilizada uma técnica clássica de otimização linear. Para o problema de despacho de UGs foram utilizados os algoritmos genéticos (Seção 4.4).

4.1 Especificação de Unidades Geradoras (UGs) com Algoritmos Genéticos

Nesta seção descreve-se a metodologia de algoritmos genéticos aplicada ao problema de especificação de UGs. Como é visto na sequência, os indivíduos nesta abordagem possuem variáveis inteiras e reais, tendo sido utilizados operadores para ambos os tipos. Foram propostos quatro operadores de cruzamento e quatro de mutação para a parte real, e dois operadores de mutação para a parte inteira. Além disto, foram propostos quatro diferentes tipos de seleção. Todos estes operadores foram utilizados nas simulações (Subseção 6.1.1) para a escolha da melhor combinação deles.

4.1.1 Representação das Variáveis

Na formulação da Subseção 2.2.2, existem 3 tipos de variáveis: a geração de cada UG em cada patamar (g_j^t), uma variável binária que determina se a UG j foi escolhida como possuindo um perfil k (z_j^k) e outra variável binária que indica se a UG j foi escolhida para ser despachada em um dado patamar t ($y_j^{t,k}$). Na implementação do problema como um modelo de AGs, algumas simplificações foram feitas. As variáveis $y_j^{t,k}$ são tratadas implicitamente, ou seja, através da geração g_j^t sabe-se se a UG foi despachada ($g_j^t > 0$) ou não ($g_j^t = 0$). As variáveis z_j^k não são tratadas como variáveis binárias como na formulação, mas como variáveis inteiras positivas, representando um perfil de curva de eficiência. Cada solução do problema, ou indivíduo, é da forma:

$$A = [\underbrace{k_1 \cdots k_J}_{\text{Perfis de UGs}} \quad \vdots \quad \underbrace{g_1^1 \cdots g_J^1}_{\text{Cromossomo de geração patamar 1}} \quad \vdots \cdots \vdots \quad \underbrace{g_1^T \cdots g_J^T}_{\text{Cromossomo de geração patamar T}}]$$

onde k_1, \dots, k_J variam de 1 a K . Esta variável substitui z_j^k e determina qual o perfil de curva de eficiência da UG j . Assim, $k_j = 2$ significa que a UG j possui o perfil 2. Cada solução A é do tamanho $((T + 1)J)$ e é dividida em $T + 1$ vetores, ou cromossomos, de tamanho J . O primeiro cromossomo se refere à escolha do perfil de curva de eficiência da UG. Cada um dos demais cromossomos, do segundo até o $(T + 1)$ -ésimo, refere-se à geração das UGs em um patamar. Um exemplo de possível indivíduo é mostrado na sequência:

$$A = [2 \ 1 \ 2 \ 3 \ 1 \ 2 \vdots 139 \ 148 \ 138 \ 143 \ 135 \ 124 \vdots 160 \ 136 \ 0 \ 149 \ 0 \ 114]$$

No exemplo acima, tem-se seis UGs, dois patamares e três perfis. As UGs 1,3 e 6 foram escolhidas com o perfil 2; as UGs de números 2 e 5 com o perfil 1 e a UG 4 com o perfil 3. As cargas dos patamares são 827 e 559 MW, de forma que a soma dos genes do segundo e do terceiro cromossomos devem ser iguais a 827 e 559, respectivamente. Pode-se ver que no patamar de 559 MW, duas UGs não foram despachadas (as de número 3 e 5).

4.1.2 População Inicial

Criação do cromossomo inteiro de uma solução

Para o cromossomo dos indivíduos referentes à escolha do perfil de curva de eficiência, o procedimento é feito, inicialmente, escolhendo-se, aleatoriamente, um perfil de curva para cada UG. Se existem K perfis diferentes, para cada entrada do cromossomo de variáveis inteiras, é escolhido um número aleatoriamente entre 1 e K , denominados por k_j .

Criação dos cromossomos reais de uma solução

Devido às restrições de atendimento de carga em cada patamar, cada cromossomo é tratado separadamente, assim como os operadores de cruzamento e mutação são aplicados aos cromossomos, separadamente, e não em um indivíduo como um todo. Para a criação de um cromossomo real (de tamanho J) de um indivíduo, são, inicialmente, gerados aleatoriamente valores 0 ou 1. Com isto, determina-se as UGs que não serão despachadas (0) e as que serão despachadas (1). Estas últimas terão uma geração alocada a elas. Posteriormente, divide-se igualmente a carga do patamar entre as UGs despachadas. Caso, ao fazer isto, for verificado que o limite de geração de alguma UG foi violado, gera-se novamente um cromossomo com entradas 0 e 1 até que os limites de geração não sejam violados ao fazer a divisão de carga.

Na sequência, seleciona-se as UGs despachadas em pares escolhidos aleatoriamente. Para cada par, escolhe-se, também aleatoriamente, qual UG terá sua geração aumentada e qual terá sua geração diminuída. O valor a ser diminuído/aumentado é escolhido aleatoriamente, mas de forma a não violar a geração mínima e máxima de cada UG.

Para facilitar o entendimento do processo aplicado, na sequência é apresentado um exemplo genérico: considere a carga D^t e seis UGs, cada uma com geração limitada entre \underline{G}^k e \overline{G}^k . Supõe-se que o cromossomo binário gerado aleatoriamente seja $[0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1]$. Na sequência, divide-se

D^t por 4, e o cromossomo de geração passa a ser $[0 \ g_2^t \ 0 \ g_4^t \ g_5^t \ g_6^t]$, onde $g_j^t = D^t/4$ para $i = 2,4,5$ e 6. Supondo que $D^t/4$ está dentro dos limites \underline{G}^k e \overline{G}^k , segue-se para o próximo passo. Separa-se as UGs despachadas em pares. No caso, dois pares. Sejam as posições 2 e 4 um par, e 5 e 6 outro. Em cada par escolhe-se um elemento para ter seu valor aumentado e outro para ser diminuído. Seja, no par 2 e 4, a UG 2 escolhida para que sua geração seja aumentada e 4 o contrário. Neste caso, calcula-se a folga que a geração g_2^t possa ser aumentada de forma a não violar a geração máxima desta UG. A folga é de $\overline{G}^k - g_2^t$. Por outro lado, calcula-se a folga para a UG 4, considerando a geração mínima. Esta folga é $g_4^t - \underline{G}^k$. Continuando o processo, gera-se aleatoriamente um valor entre 0 e $\min\{\overline{G}^k - g_2^t, g_4^t - \underline{G}^k\}$ aleatoriamente. Seja este valor representado por c_1 . Desta forma, o cromossomo passa a ser $[0 \ (g_2^t + c_1) \ 0 \ (g_4^t - c_1) \ g_5^t \ g_6^t]$. O mesmo procedimento é feito para os demais pares. Isto faz com que a soma das entradas do cromossomo não seja alterada, os limites de geração não sejam violados e a população inicial contenha indivíduos diversificados.

4.1.3 Seleção

Foram aplicados quatro operadores de seleção, que foram obtidos da bibliografia, sendo que um deles é a combinação de dois tipos: a elitista e a aleatória. As demais são a seleção por roleta, por torneio e por classificação.

Seleção por Roleta

Na estratégia de seleção por roleta, ou seleção proporcional à aptidão, como também é chamada, quanto melhor a aptidão do indivíduo, maior é a probabilidade dele ser selecionado para gerar novos descendentes. Este método é chamado roleta, pois cada indivíduo pode ser representado por uma fatia de uma roleta, de modo que o tamanho desta fatia é proporcional à aptidão do indivíduo. A roleta é girada uma quantidade de vezes (tamanho da população). Para cada giro, o indivíduo que cair no marcador da roleta será selecionado para pertencer ao grupo de pais da próxima

geração.

Uma desvantagem desta abordagem é verificada quando existe uma solução com um valor de aptidão muito maior comparado ao restante da população. Esta solução terá uma probabilidade de escolha perto de 1 e terá muitas cópias na lista de soluções, fazendo a população perder diversidade de indivíduos. Além disto, se em alguma geração existir uma super-solução, o algoritmo pode convergir para regiões muito próximas a ela, ainda que ele não seja uma boa solução para o problema.

Seleção elitista e aleatória

O elitismo seleciona os melhores indivíduos, ou seja, os melhores indivíduos da geração atual são mantidas para comporem os pais da geração seguinte. Este tipo de seleção pode aumentar rapidamente o desempenho do AG, porque previne a perda das melhores soluções já encontradas, mas pode convergir para mínimo local, além de perder diversidade da população. Desta forma, adotou-se neste trabalho unir o elitismo com uma seleção aleatória na busca de preservação de diversidade.

Na seleção aleatória, é selecionada aleatoriamente uma quantidade de indivíduos da população. Este mecanismo pode ser subdividido em:

- Salvacionista: o melhor indivíduo é mantido e os outros serão selecionados aleatoriamente.
- Não-salvacionista: todos os indivíduos são escolhidos aleatoriamente.

Na implementação feita na escolha dos pais, optou-se por selecionar 40% deles com os melhores indivíduos da população (elitismo) e o restante é escolhido através da seleção aleatória não-salvacionista.

Seleção por torneio

Neste tipo de seleção, são realizadas várias competições. Um grupo de indivíduos de tamanho arbitrário é escolhido aleatoriamente da população. Eles podem ser extraídos com ou sem substituição. O mais comum, e proposto neste trabalho, são os torneios realizados entre dois indivíduos (torneio binário). O indivíduo vencedor do grupo (o que possui melhor aptidão) é escolhido para compor os pais da nova geração. O processo é repetido várias vezes para obter a quantidade de pais necessária. Este processo ainda mantém a aleatoriedade, fator importante nos AGs, mas não privilegia tanto o mais apto, pois ele deverá ser sorteado aleatoriamente.

Seleção por classificação

A seleção realizada através do método da classificação, ou *ranking*, ordena as soluções da população conforme seu valor de aptidão, desde a pior solução (*ranking* 1) até a melhor (*ranking* igual ao tamanho da população). Após a classificação, os indivíduos são sorteados aleatoriamente, como a seleção do tipo roleta, mas proporcional ao *ranking* e não ao valor de aptidão. Em comparação com a seleção por roleta, a seleção por classificação elimina o problema de super-soluções que diminuem a diversidade da população.

4.1.4 Cruzamento

Foram utilizados quatro cruzamentos nas simulações, sendo o primeiro desenvolvido particularmente para os problemas da tese e os demais encontrados na bibliografia, mas com modificações feitas de forma a corrigir violações às restrições. Os operadores são o cruzamento troca UGs, o de um ponto, o de dois pontos e o aritmético. Como explicado, este operador é aplicado separadamente para cada cromossomo real dos indivíduos.

Cruzamento troca UGs

Este operador consiste de, dados dois cromossomos, duas posições são escolhidas aleatoriamente, definindo os genes a serem trocados. Sejam os cromossomos de duas soluções, referentes ao patamar t $[g_1^t \ g_2^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$ e $[h_1^t \ h_2^t \ h_3^t \ h_4^t \cdots h_{J-1}^t \ h_J^t]$, que atendem à restrição de carga do patamar, o que implica em

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = \sum_{j \in \mathbb{J}} h_j^t = D^t.$$

Sem perda de generalidade, é suposto que as UGs de número 1 e 4 foram selecionadas aleatoriamente. Após o cruzamento, os cromossomos passam a ser $[h_4^t \ g_2^t \ g_3^t \ h_1^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$ e $[g_4^t \ h_2^t \ h_3^t \ g_1^t \cdots h_{J-1}^t \ h_J^t]$. Seja Dg e Dh a soma dos valores dos dois novos cromossomos, respectivamente. É possível que Dg e Dh sejam diferentes de D^t , ou seja, não atendem à restrição de carga. Neste caso, faz-se uma correção. O primeiro cromossomo é multiplicado por D^t/Dg , e o segundo por D^t/Dh . Ao final, tem-se os cromossomos $[h_4^t D^t/Dg \ g_2^t D^t/Dg \ g_3^t D^t/Dg \ h_1^t D^t/Dg \ \cdots \ g_{J-1}^t D^t/Dg \ g_J^t D^t/Dg]$ e $[g_4^t D^t/Dh \ h_2^t D^t/Dh \ h_3^t D^t/Dh \ g_1^t D^t/Dh \ \cdots \ h_{J-1}^t D^t/Dh \ h_J^t D^t/Dh]$. A soma de ambos passa a valer D^t .

Na sequência, é exemplificado o procedimento com dois cromossomos de geração que atendem à carga de 827 MW. As posições escolhidas para a troca dos genes foram as de número 1 e 4. Após o cruzamento, obtém-se cromossomos, que não atendem à carga,

$$\begin{array}{c} [139 \ 148 \ 138 \ 143 \ 135 \ 124] \\ \swarrow \quad \searrow \\ [142 \ 140 \ 154 \ 150 \ 140 \ 101] \\ \downarrow \\ [150 \ 148 \ 138 \ 142 \ 135 \ 124] \\ [143 \ 140 \ 154 \ 139 \ 140 \ 101] \end{array}$$

A soma das entradas do primeiro novo cromossomo é 837 e do segundo é 816. Para a correção, multiplica-se o primeiro cromossomo por $827/837$ e o segundo por $827/816$, obtendo-se os novos cromossomos corrigidos:

$$\begin{array}{c} [148,2 \ 146,2 \ 136,4 \ 140,3 \ 133,4 \ 122,5] \text{ e} \\ [143,9 \ 141,9 \ 156,1 \ 140,9 \ 141,9 \ 102,4] \end{array}$$

Cruzamento de um ponto

Este operador foi introduzido por Holland (1975) e é aplicado a dois indivíduos. Uma posição é escolhida aleatoriamente para ser o ponto de cruzamento, que determina os segmentos de genes a serem trocados para dar origem a outros dois indivíduos. No problema formulado, o cruzamento é aplicado aos cromossomos das soluções. Sejam os cromossomos de duas soluções, referentes ao patamar t $[g_1^t \ g_2^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$ e $[h_1^t \ h_2^t \ h_3^t \ h_4^t \cdots h_{J-1}^t \ h_J^t]$. Supondo que eles atendem à restrição de carga do patamar, tem-se que

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = \sum_{j \in \mathbb{J}} h_j^t = D^t.$$

Supondo que a posição entre o gene 2 e 3 foi selecionada para a troca dos genes, tem-se que os cromossomos após o cruzamento são $[h_1^t \ h_2^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$ e $[g_1^t \ g_2^t \ h_3^t \ h_4^t \cdots h_{J-1}^t \ h_J^t]$. No caso desses cromossomos não atenderem à restrição de carga, é realizada a correção, segundo explicado no cruzamento anterior.

Na sequência, é apresentado um exemplo numérico de como as trocas de genes são realizadas neste cruzamento. O ponto de cruzamento é entre as posições 2 e 3.

$$\begin{array}{c|cccc} \mathbf{139} & \mathbf{148} & \mathbf{138} & \mathbf{143} & \mathbf{135} & \mathbf{124} \\ \hline 142 & 140 & 154 & 150 & 140 & 101 \end{array}$$

Ponto de cruzamento

$$\begin{array}{c|cccc} \mathbf{139} & \mathbf{148} & 154 & 150 & 140 & 101 \\ \hline 142 & 140 & \mathbf{138} & \mathbf{143} & \mathbf{135} & \mathbf{124} \end{array}$$

A soma dos cromossomos após o cruzamento são 832 e 822. Para a correção das somas, multiplica-se cada entrada do primeiro cromossomo por $827/832$ e do segundo por $827/822$, ou seja, pela carga dividida pela soma das entradas do cromossomo. Os cromossomos corrigidos são

$$\begin{array}{c} [139,8 \ 148,9 \ 154,9 \ 150,9 \ 140,8 \ 101,6] \text{ e} \\ [141,1 \ 139,2 \ 137,2 \ 142,1 \ 134,2 \ 123,3]. \end{array}$$

Cruzamento de dois pontos

O operador de dois pontos é similar ao de um ponto. Como o próprio nome indica, são escolhidos dois pontos para a troca de genes. Utilizando os mesmos indivíduos do exemplo do cruzamento anterior considerando que os pontos de cruzamento estão entre as posições 2 e 3, e 5 e 6, o procedimento é ilustrado na sequência:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{139} & \mathbf{148} & | & \mathbf{138} & \mathbf{143} & \mathbf{135} & | & \mathbf{124} \\ 142 & 140 & | & 154 & 150 & 140 & | & 101 \end{bmatrix}$$

Pontos de cruzamento

$$\begin{bmatrix} \mathbf{139} & \mathbf{148} & 154 & 150 & 140 & \mathbf{124} \\ 142 & 140 & \mathbf{138} & \mathbf{143} & \mathbf{135} & 101 \end{bmatrix}$$

Fazendo as devidas correções, os novos cromossomos são:

$$\begin{bmatrix} 134,4 & 143,2 & 149,0 & 145,1 & 135,4 & 119,9 \end{bmatrix} \text{ e } \begin{bmatrix} 147,0 & 144,9 & 142,8 & 148,0 & 139,7 & 104,5 \end{bmatrix}.$$

Cruzamento aritmético

O cruzamento aritmético (YALCINOZ; ALTUN, 2001) define uma combinação linear entre dois indivíduos. Um número α entre 0 e 1 é escolhido aleatoriamente. A partir de dois indivíduos A_{m_1} e A_{m_2} , gera-se dois novos indivíduos da forma:

$$B_{n_1} = \alpha A_{m_1} + (1 - \alpha) A_{m_2} \text{ e} \quad (4.1)$$

$$B_{n_2} = (1 - \alpha) A_{m_1} + \alpha A_{m_2}. \quad (4.2)$$

A vantagem deste operador está no fato de que o cromossomos dos indivíduos descendentes atendem à restrição de carga, não necessitando correção como ocorre nos cruzamentos citados anteriormente. Um problema deste operador é o fato de que todos os genes tendem a ter valores não nulos (todas as UGs despachadas) e pode-se aumentar a taxa de indivíduos que violam a restrição

de geração mínima.

4.1.5 Mutação

Foram propostas quatro mutações para os cromossomos reais (mutação gaussiana, por inversão, por inversão 0-1 e a última combinando a gaussiana e a por inversão 0-1) e duas para os cromossomos inteiros (mutação inteira e por inversão). Adaptações foram feitas a alguns operadores encontrados na bibliografia.

Mutação Gaussiana (Cromossomos Reais)

Esta mutação sofreu adaptações para este trabalho, com relação à mutação gaussiana encontrada na bibliografia (BÄCK et al., 2000). Na original, substitui-se um gene por um número aleatório de uma distribuição gaussiana. No entanto, ao fazer isto, neste problema, a soma das entradas seria distorcida, fazendo com que a restrição de atendimento da carga fosse violada. Por isto foi adotado o seguinte procedimento: dois genes são escolhidos aleatoriamente. Um número aleatório é gerado segundo uma distribuição gaussiana, e este número é acrescido a um dos genes e decrescido ao outro gene. Considere o cromossomo $[g_1^t \ g_2^t \ g_3^t \ g_4^t \ \cdots \ g_{J-1}^t \ g_J^t]$ de uma solução, referente ao patamar t , de forma que

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = D^t.$$

Suponha-se que os genes que sofrerão mutação sejam os de número 2 e 4, então um número r é escolhido através de uma distribuição $N(\mu, \sigma)$, sendo μ a média e σ o desvio padrão. O cromossomo após a mutação passa a ser $[g_1^t \ (g_2^t + r) \ g_3^t \ (g_4^t - r) \ \cdots \ g_{J-1}^t \ g_J^t]$, que atende à carga, visto que

$$r - r + \sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = D^t.$$

Mutação por Inversão (Cromossomos Reais)

Nesta mutação, troca-se dois genes escolhidos aleatoriamente. Considere o cromossomo $[g_1^t \ g_2^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$ e suponha que os genes 2 e $J - 1$ foram escolhidos para sofrerem a mutação. Assim, tem-se que, após a mutação, o cromossomo é $[g_1^t \ g_{J-1}^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_2^t \ g_J^t]$. É importante ressaltar que a soma do cromossomo não foi alterada, atendendo, assim, à carga.

Considere o exemplo de cromossomo $[\ 139 \ \mathbf{148} \ 138 \ 143 \ \mathbf{135} \ 124 \]$. Primeiramente escolhe-se dois genes aleatoriamente. Sejam eles 148 e 135, marcados em negrito. Após a mutação, o novo cromossomo do indivíduo passa a ser $[\ 139 \ \mathbf{135} \ 138 \ 143 \ \mathbf{148} \ 124 \]$.

Mutação por Inversão 0-1 (Cromossomos Reais)

Este operador foi proposto por Kazarlis et al. (1996). No operador original, escolhe-se aleatoriamente dois genes, sendo um 0 e outro 1, sendo que suas posições são trocadas. No operador aplicado a este trabalho, seleciona-se dois genes, um 0 e outro positivo e, assim como no original, troca-se suas posições.

Para melhor entendimento, seja o cromossomo $[g_1^t \ g_2^t \ g_3^t \ g_4^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$. Supondo que $g_2^t > 0$ e $g_4^t = 0$, sendo os valores a sofrerem mutação, tem-se, após a mutação, o cromossomo $[g_1^t \ g_4^t \ g_3^t \ g_2^t \cdots g_{J-1}^t \ g_J^t]$. No caso de todos os genes positivos, este operador não pode ser aplicado.

Mutação Gaussiana e por Inversão 0-1 (Cromossomos Reais)

Este operador é a combinação de duas mutações descritas anteriormente. Primeiro, escolhe-se aleatoriamente qual das duas mutações será aplicada a um cromossomo. Após isto, aplica-se a mutação escolhida de acordo com os respectivos procedimentos, apresentados anteriormente.

Mutação Inteira (Cromossomos Inteiros)

Cada gene do cromossomo inteiro representa o perfil de curva de eficiência selecionado para uma UG. O cromossomo foi representado por $[k_1 \ k_2 \ k_3 \ \cdots \ k_J]$, sendo que $k_j \in [1, K]$ no caso de existirem K perfis diferentes de eficiência. A mutação inteira consiste em trocar um gene k_j do cromossomo por um número correspondente a outro perfil de eficiência, escolhido aleatoriamente no intervalo $[1, K]$. Assim, dado o exemplo do cromossomo $[\ 2 \ 1 \ 2 \ 3 \ \mathbf{1} \ 2 \]$, supõe-se que o quinto elemento, cujo valor é 1, sofrerá mutação. Supondo que são três os perfis possíveis de curvas de eficiência, sorteia-se um número entre 1, 2 e 3. Supondo que o número 3 tenha sido escolhido, o cromossomo passa a ser $[\ 2 \ 1 \ 2 \ 3 \ \mathbf{3} \ 2 \]$. Isto significa que a UG de número 5 possuía o perfil 1 de curva de eficiência e, após a mutação, passou a ter o perfil 3.

Mutação por Inversão (Cromossomos Inteiros)

A mutação por inversão foi apresentada nesta subseção, mas para cromossomos reais. O procedimento é o mesmo, só que aplicado a valores inteiros. Resumidamente, seleciona-se aleatoriamente dois genes, que possuem seus valores trocados. No caso do exemplo $[\ \mathbf{2} \ 1 \ 2 \ 3 \ \mathbf{1} \ 2 \]$, supondo que os genes em negritos serão trocados, tem-se o seguinte cromossomo após a mutação: $[\ \mathbf{1} \ 1 \ 2 \ 3 \ \mathbf{2} \ 2 \]$.

4.1.6 Resumo dos Operadores

Na sequência tem-se uma lista de todos os operadores apresentados anteriormente.

- Seleção
 1. Roleta
 2. Elitismo

3. Torneio
 4. Classificação
- Cruzamento
 1. Troca UGs
 2. Um Ponto
 3. Dois Pontos
 4. Aritmético
 - Mutação - Cromossomos Reais
 1. Gaussiana
 2. Inversão
 3. Inversão 01
 4. Gaussiana + Inversão 01
 - Mutação - Cromossomos Inteiros
 1. Mutação Inteira
 2. Inversão

4.1.7 Função de Adaptação e Restrições

A função de aptidão adotada é a própria função objetivo da Formulação 2.8-2.15:

$$F = \frac{\sum_{t \in \mathbb{T}} P^t H^t D^t}{\sum_{t \in \mathbb{T}} P^t H^t \sum_{j \in \mathbb{J}} \sum_{k \in \mathbb{K}} \frac{y_j^{t,k} g_j^t}{\eta^k(g_j^t)}} \quad (4.3)$$

A função objetivo é a eficiência da UHE, considerando os T patamares com a ponderação pelo preço da energia de cada patamar.

Com relação às restrições, a de atendimento de carga (Equação 2.9) foi tratada através de operadores adequados e correções às soluções que violassem esta condição. Os operadores de mutação e cruzamento são aplicados separadamente aos cromossomos referentes a cada patamar, e não à solução toda, para que haja um melhor cuidado ao atendimento desta restrição.

Com relação aos limites de geração (Equação 2.10), validações são feitas após a aplicação

dos operadores de cruzamento e de mutação para eventuais correções das entradas que violarem estes limites.

A variável $y_j^{t,k}$, presente nas Equações 2.9-2.11 e 2.13 é tratada implicitamente pelos operadores de cruzamento e mutação realizados nos cromossomos de geração de cada indivíduo, enquanto que a variável z_j^k é tratada no cromossomo inteiro de cada indivíduo. Desta forma, as restrições 2.11-2.14 foram eliminadas na implementação.

4.2 Especificação de Unidades Geradoras através de Linearizações Sucessivas

Nesta abordagem do problema de especificação de UGs, foram utilizadas técnicas clássicas de otimização linear e inteira. Assim, as curvas de eficiência, não lineares, são linearizadas. O processo é iterativo. Primeiramente lineariza-se cada curva com três retas, resolve-se o problema resultante, que é inteiro e linear, com o programa computacional Lingo, e insere-se outras retas para representarem as curvas, de forma a melhorar a aproximação. Novamente, o problema (linear e inteiro) resultante é resolvido, e o processo se repete. As retas são inseridas tangenciando as curvas, de forma a superestimar a eficiência nas primeiras iterações, até a convergência, ou seja, até quando as retas de eficiência se aproximem da curva na solução de convergência, dentro do limite de tolerância pré-determinado.

A formulação do problema linearizado está apresentada nas equações 4.23 a 4.32. A diferença desta formulação com a das equações 2.8 a 2.15 está na representação das eficiências. Na formulação do problema linearizado, as curvas de eficiência η são representadas por retas.

Para a inicialização do procedimento, representa-se cada uma das curvas de eficiência por três retas, como é mostrado na Figura 4.1. As retas tangenciam a curva, mas são superiores à mesma.

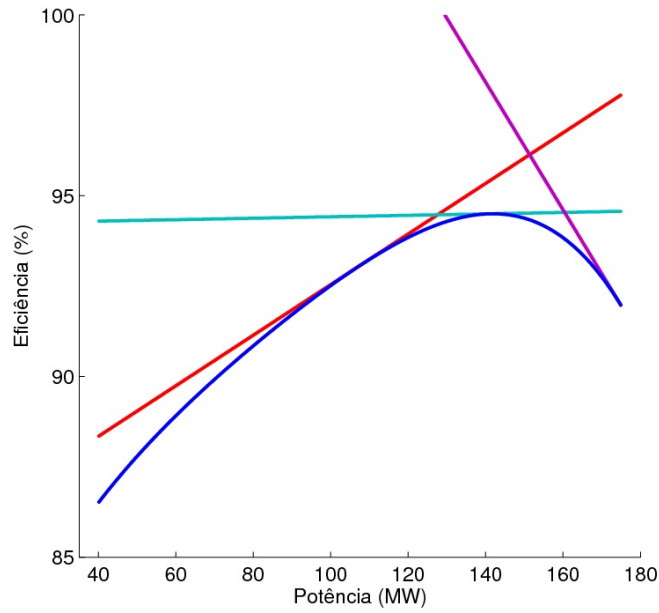


Figura 4.1 - Curva de eficiência representada por três retas

Supondo que a curva de eficiência corresponde ao perfil k , insere-se na formulação as restrições

$$u^{t,k} \leq a_1^k g^{t,k} + b_1^k \quad (4.4)$$

$$u^{t,k} \leq a_2^k g^{t,k} + b_2^k \quad (4.5)$$

$$u^{t,k} \leq a_3^k g^{t,k} + b_3^k, \quad (4.6)$$

para $t \in \mathbb{T}$. As constantes a e b são os coeficientes angular e linear, respectivamente, das retas. Estas restrições representam limites superiores aos valores possíveis de u , na Figura 4.2. A variável u é real e pode assumir qualquer valor entre 0 e os segmentos de reta. O esperado é que a variável u assumira algum valor em cima de algum segmento de reta e, geralmente, convergindo para uma das intersecções.

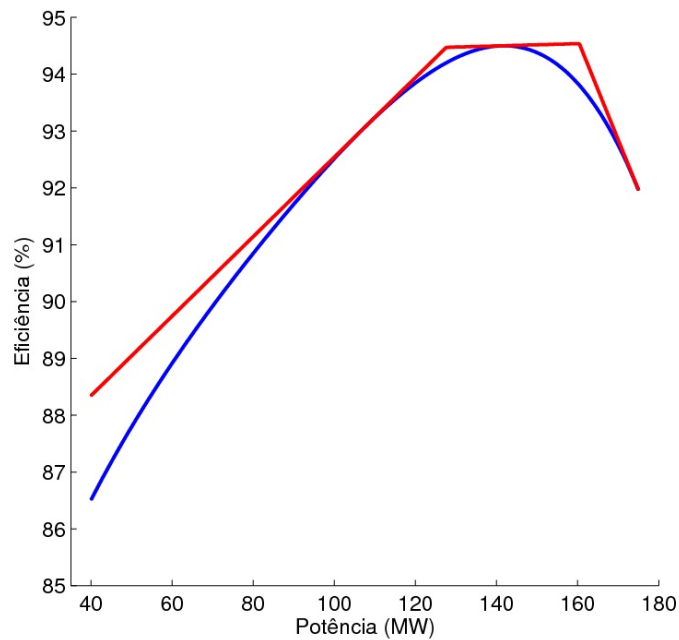


Figura 4.2 - Aproximação de curva através de segmentos de retas

Supondo que g tenha convergido para a interseção da segunda com a terceira reta da Figura 4.3, calcula-se a diferença entre u e $\eta(g)$. Se esta diferença for menor que um limite considerado tolerável, não é inserida nova reta para aquela curva naquele ponto, caso contrário, insere-se à formulação a reta que tangencia η no ponto $(g, \eta(g))$. Na Figura 4.3, pode-se ver uma quarta reta, cruzando as retas 2 e 3.

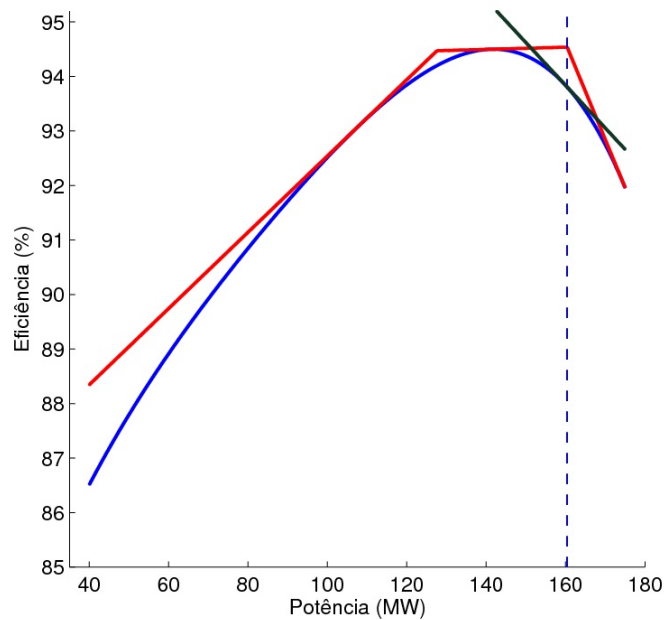


Figura 4.3 - Introdução de mais uma reta para aproximar a curva

A restrição da quarta reta é, então, inserida à formulação da seguinte forma:

$$u^{t,k} \leq a_1^k g^{t,k} + b_1^k \quad (4.7)$$

$$u^{t,k} \leq a_2^k g^{t,k} + b_2^k \quad (4.8)$$

$$u^{t,k} \leq a_3^k g^{t,k} + b_3^k \quad (4.9)$$

$$u^{t,k} \leq a_4^k g^{t,k} + b_4^k. \quad (4.10)$$

Graficamente, estas retas podem ser vistas na Figura 4.4.

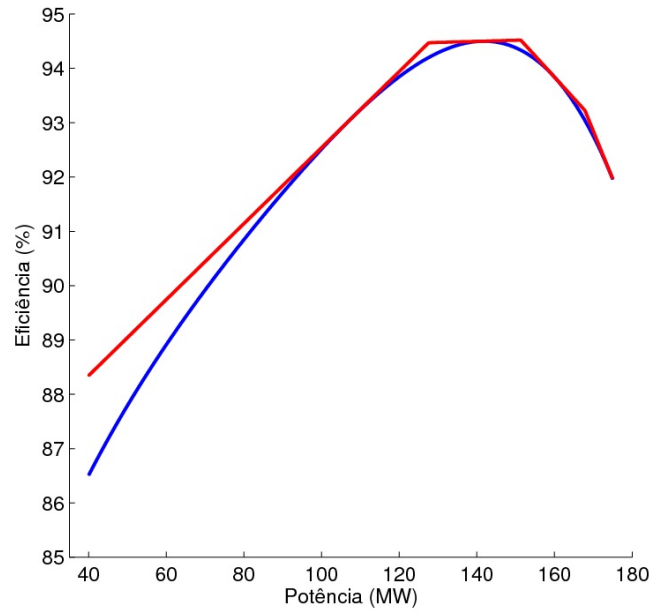


Figura 4.4 - Curva de eficiência aproximada por quatro segmentos de reta

As retas apresentadas se referem apenas a um perfil de curva k e valem para todos os patamares. Sendo T os patamares e m^k a quantidade de retas representando a curva no perfil k , tem-se $T \times m^k$ restrições referentes à curva k . Desta forma, supondo que sejam 3 os patamares e 4 as retas aproximantes, tem-se 12 restrições referentes à curva k :

$$u^{1,k} \leq a_1^k g^{1,k} + b_1^k \quad (4.11)$$

$$u^{1,k} \leq a_2^k g^{1,k} + b_2^k \quad (4.12)$$

$$u^{1,k} \leq a_3^k g^{1,k} + b_3^k \quad (4.13)$$

$$u^{1,k} \leq a_4^k g^{1,k} + b_4^k \quad (4.14)$$

$$u^{2,k} \leq a_1^k g^{2,k} + b_1^k \quad (4.15)$$

$$u^{2,k} \leq a_2^k g^{2,k} + b_2^k \quad (4.16)$$

$$u^{2,k} \leq a_3^k g^{2,k} + b_3^k \quad (4.17)$$

$$u^{2,k} \leq a_4^k g^{2,k} + b_4^k \quad (4.18)$$

$$u^{3,k} \leq a_1^k g^{3,k} + b_1^k \quad (4.19)$$

$$u^{3,k} \leq a_2^k g^{3,k} + b_2^k \quad (4.20)$$

$$u^{3,k} \leq a_3^k g^{3,k} + b_3^k \quad (4.21)$$

$$u^{3,k} \leq a_4^k g^{3,k} + b_4^k. \quad (4.22)$$

Para cada perfil de curva de eficiência, o número de restrições deste tipo pode ser diferente, pois a quantidade de retas para cada curva não necessariamente é igual. O processo de inclusão de retas é repetido até que a diferença $u - \eta(g)$, para todos as variáveis g , seja menor que a tolerância especificada.

Na formulação, apresentada nas equações 4.23 a 4.32, considera-se que todas as UGs, mesmo que possuam mesma curva de eficiência, sejam despachadas independentemente. Desta forma, pode-se ter duas UGs com mesmo perfil de curva de eficiência, convergindo para diferentes valores de g .

$$\text{Max } \frac{(\sum_{t \in \mathbb{T}} P^t D^t H^t)}{\left(\sum_{t \in \mathbb{T}} P^t H^t \sum_{k \in \mathbb{K}} \sum_{j \in \mathbb{J}} \frac{y_j^{t,k} g_j^t}{u_j^t} \right)} \quad (4.23)$$

$$\text{s.a. } \sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = D^t \quad (4.24)$$

$$y_j^{t,k} \underline{G}^k \leq g_j^t \leq y_j^{t,k} \overline{G}^k \quad (4.25)$$

$$y_j^{t,k} \leq z_j^k \quad (4.26)$$

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} \sum_{k \in \mathbb{K}} z_j^k \leq J \quad (4.27)$$

$$\sum_{k \in \mathbb{K}} z_j^k \leq 1 \quad (4.28)$$

$$u_j^t \leq a_{m^k}^k g_j^t + b_{m^k}^k \quad (4.29)$$

$$y_j^{t,k} \in \{0,1\} \quad (4.30)$$

$$z_j^k \in \{0,1\} \quad (4.31)$$

$$g_j^t \in \mathbb{R} \quad (4.32)$$

As variáveis e constantes são apresentadas na sequência:

j	Índice da UG
k	Índice do perfil de curva de eficiência
t	Índice do patamar
$\eta^k(\cdot)$	Perfil de curva de eficiência k
\underline{G}^k	Limite mínimo de geração das UGs perfil k quando despachada (MW)
\overline{G}^k	Limite máximo de geração das UGs perfil k (MW)
H^t	Número de horas de permanência do patamar t (h)
P^t	Preço da energia no patamar t (R\$)
D^t	Carga da UHE no patamar t (MW)
m^k	Índice da reta aproximante ao perfil de curva de eficiência k
\mathbb{M}^k	Conjunto de índices de retas aproximantes ao perfil de curva de eficiência k
g_j^t	Potência gerada pela UG j no patamar t (MW)
z_j^k	Variável binária que indica se a UG j terá perfil k
$y_j^{t,k}$	Variável binária que indica se a UG j perfil k será ou não despachada no patamar t

É importante ressaltar o significado de m^k e \mathbb{M}^k . Quando se inicia o método com três retas para um perfil k de curva, tem-se o conjunto $\mathbb{M}^k = \{1,2,3\}$, em que cada elemento se refere a uma das três retas. Cada vez que se insere uma nova reta, um novo elemento é inserido no conjunto. A quantidade de retas inseridas para cada perfil de curva não é necessariamente igual por dois motivos:

- Perfis de curvas de eficiência escolhidos para mais UGs que os demais, o que pode fazer com que cada UG pode convergir para diferentes níveis de geração e, portanto, ocorrerá, provavelmente, a inserção de retas para os diferentes níveis.
- Para uma UG, se a geração em cada patamar for diferente, ter-se-á a inserção de reta referente a cada patamar.

4.3 Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata

Nesta seção, é apresentado um modelo matemático para a otimização da operação de UHEs em cascata. Especificamente, o modelo é aplicado às UHEs da CHESF que estão no rio São Francisco. A metodologia proposta foi desenvolvida para se adequar à operação praticada atualmente na Companhia. A Figura 2.12 ilustra a cascata usada no estudo de caso. As siglas representam as seguintes UHEs:

<i>USB</i>	UHE Sobradinho
<i>ULG</i>	UHE Luiz Gonzaga (Itaparica)
<i>UAS</i>	UHE Apolônio Sales (Moxotó)
<i>UPA</i>	UHEs Paulo Afonso I, II e III
<i>USQ</i>	UHE Paulo Afonso IV
<i>UXG</i>	UHE Xingó

O modelo proposto considera o problema de programação da operação diária. Neste horizonte de tempo, pode-se considerar a operação hidráulica de USB independentemente das demais. Isto porque o tempo de viagem do fluxo d'água que sai da UHE Sobradinho (USB) até ULG é de aproximadamente 4 dias, com isso a afluência que chegará à ULG hoje é consequência da opera-

ção de USB quatro dias atrás. Porém, do ponto de vista elétrico há um acoplamento, pois a USB juntamente com as demais atendem o mercado diário da CHESF.

O problema é tratado através de um modelo de otimização. De um modo geral, na formulação de um modelo de otimização, quanto maior é o número de restrições, maior é o tempo computacional para a sua resolução. Como a programação da operação diária deve ser feita no prazo mais curto possível, é importante que o modelo matemático seja fácil de manipular e de fácil e rápida resolução. Nesse sentido, o modelo proposto procurou uma representação menos detalhada da operação hidráulica, mas suficiente para que a solução obtida atenda todos os requisitos operativos da operação hidráulica diária da Cascata do São Francisco.

Inicialmente, implementou-se um modelo no qual se estabelecia uma relação direta da vazão defluente de uma dada usina com a defluência da usina a montante, descontado o seu tempo de viagem da água. Matematicamente, isto implicou em criar uma restrição para cada UHE a cada intervalo de tempo, resultando em uma matriz de restrições relativamente grande e exigindo um tempo computacional bastante elevado para a sua resolução. Além da dificuldade em termos da dimensão do problema de otimização, um outro aspecto importante é que este tipo de restrição cria uma dependência operativa muito forte entre as usinas, dificultando a obtenção de soluções factíveis. No modelo inicialmente proposto, o acoplamento hidráulico entre as usinas foi considerado em termos diários, assegurando que, ao longo da operação diária, haja uma coordenação hidráulica entre as usinas no sentido de assegurar que a usina a montante realize uma defluência ao longo do dia suficiente para que a UHE imediatamente à jusante possa atender a sua curva de geração.

No sentido de trabalhar com uma formulação mais simplificada foram consideradas algumas hipóteses, as quais definem as condições que a programação diária da Cascata do São Francisco deve atender.

O modelo proposto supõe que as seguintes condições são conhecidas:

1. Supõe-se como conhecida a vazão afluente (média diária a ser recebida por USB e ULG no próximo dia, a curva de carga diária e a disponibilidade de máquinas.
2. Os armazenamentos (ou deplecionamentos de reservatórios) na Cascata serão realizados somente nos reservatórios de USB e ULG. As demais usinas devem terminar o dia com os seus reservatórios em um estado aproximadamente igual ao do início do dia.
3. Toda a defluência diária da ULG deve passar por UXG. Ou seja, os reservatórios de UAS, USQ e UXG devem terminar no estado do início do dia. Com isso, a defluência

diária de UAS mais a defluência diária de USQ deve ser igual à defluência diária de ULG. Por sua vez, a defluência diária de UPA mais a defluência diária de USQ deve também ser igual à defluência diária de ULG, e a defluência diária de UXG também deve ser igual à defluência diária de ULG.

4. Como USB e ULG são consideradas hidraulicamente independentes no horizonte diário, então a defluência média diária da USB não precisa ser necessariamente igual à defluência média diária da ULG.

Em função das hipóteses acima, as seguintes informações ou decisões devem ser fixadas e alimentar o modelo de otimização:

1. Em função da vazão afluente e da disponibilidade de máquinas, deve-se estabelecer qual deve-se fornecer ao modelo a defluência média diária na USB, que se trata de uma informação da operação de médio prazo. Esta decisão deve ser tomada concatenadamente, dado que o modelo considera apenas o horizonte diário, e a decisão de defluência tomada na USB terá influência nas demais UHEs alguns dias depois.
2. Deve-se fixar a turbinagem diária em UAS e nas usinas de UPA.
3. Deve ser informada a afluência média de USB e a afluência média de ULG, assim como a disponibilidade de UGs.

O problema de operação de UHEs em cascata, descrito na sequência, visa a otimização da geração entre várias UHEs obedecendo à coordenação hidráulica entre elas e a carga total a ser gerada. Neste problema, aloca-se a geração entre as UHEs, sem a especificação do despacho das UGs. A Figura 4.5 ilustra o problema, sendo a entrada a carga de toda a cascata e o resultado a alocação de geração entre as UHEs. Após esta alocação, a metodologia descrita na Seção 4.4 pode ser utilizada para o despacho das UGs de uma UHE. A Figura 4.6 ilustra a sequência do procedimento, após a determinação da geração de UHEs.

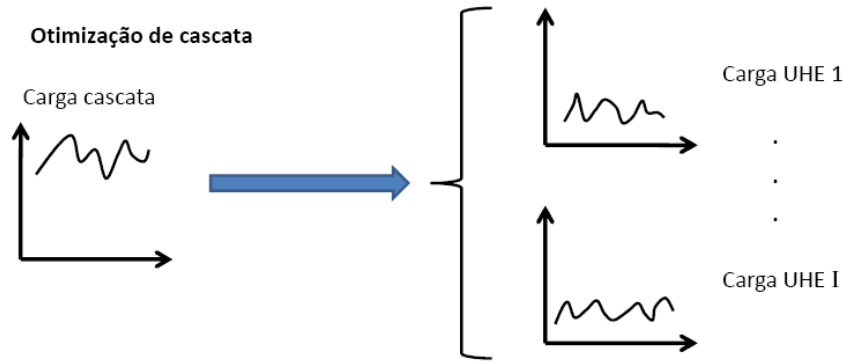


Figura 4.5 - Esquema do problema de operação de UHEs em cascata

$$\text{Min} \sum_{i \in \mathbb{I}} \sum_{t \in \mathbb{T}} q_i^t \quad (4.33)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + a_i^t - q_i^t - v_i^t \quad (4.34)$$

$$\sum_{i \in \mathbb{I}} g_i^t = D^t \quad (4.35)$$

$$\sum_{t=1}^T \frac{q_i^t}{T} = q_i^{\text{médio}} \quad (4.36)$$

$$\theta^{\text{médio}}(x_i^t, q_i^t) = g_i^t \quad (4.37)$$

$$g_i^t \leq \overline{G}_i \quad (4.38)$$

Na sequência são descritos os parâmetros e as variáveis:

t	Índice do período
i	Índice da UHE
x_i^t	Volume do reservatório da UHE i no período t (hm ³)
q_i^t	Vazão turbinada pela UHE i no período t (m ³ /s)
a_i^t	Vazão afluente da UHE i no período t (m ³ /s)
v_i^t	Vazão vertida pela UHE i no período t (m ³ /s)
g_j^t	Potência gerada pela UHE i no período t (MW)
D^t	Carga da cascata no período t (MW)
\overline{G}_i	Limite máximo de geração da UHE i (MW)
$\theta^{\text{médio}}$	Produtividade média
$q_i^{\text{médio}}$	Vazão média turbinada pela UHE i (m ³ /s)

O valor $q_i^{\text{médio}}$ para USB deve ser fornecido e para as demais UHEs é calculado de forma que a defluência da UHE ULG é a defluência de UXG. Nota-se que o problema 4.33-4.38 tem como função objetivo a minimização da vazão turbinada, implicando desta forma na maximização da produtividade da cascata. As produtividades das UHEs foram consideradas constantes e iguais aos seus valores médios. Assim, tanto a função objetivo como as restrições são lineares. Nota-se também que os limites de geração são limitados entre zero e a geração máxima com todas as UGs disponíveis em operação. O problema 4.33-4.38 é resolvido através de técnica de Programação Linear. A resolução do problema acima determina quanto cada usina deve gerar de potência ativa a cada intervalo de tempo, e este conjunto de geração por usina é denominado de curva de geração da usina.

4.4 Despacho de Unidades Geradoras com Algoritmos Genéticos

A formulação deste problema (2.27-2.32) está apresentada na Subseção 2.3.2. O problema se trata do despacho de UGs em uma UHE a partir de uma curva de geração diária da UHE. Esta curva de carga pode ser inserida diretamente no modelo, caso seja conhecida ou, se se tratar de uma das UHEs da cascata estudo de caso, pode-se obter tal curva como o resultado do problema de operação de UHEs em cascata, apresentado na Seção 4.3, como mostra a Figura 4.6. Portanto, o problema tratado nesta seção não é dependente da otimização em cascata, desde que seja fornecida a curva de carga da UHE.

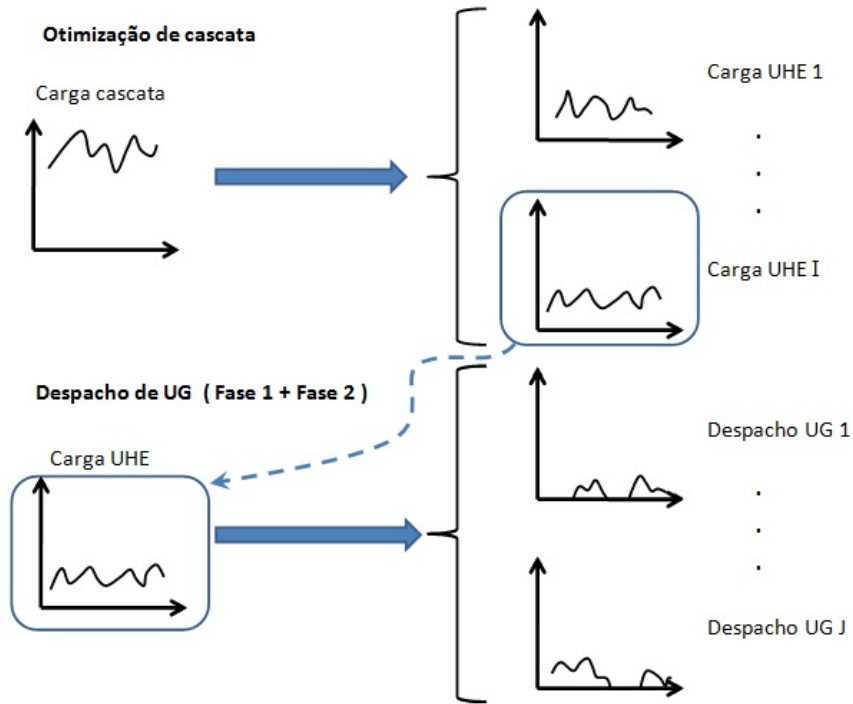


Figura 4.6 - Relação entre a operação de UHEs em cascata e o despacho de UGs

O despacho de UGs proposto é um problema bi-objetivo, resolvido em duas fases. A primeira fase possui o objetivo de maximizar a eficiência de geração em cada período, armazenando diversas “boas” soluções. A segunda combina as soluções armazenadas na primeira, de forma a maximizar a eficiência total no dia e minimizar as partidas e paradas de UGs. As duas fases são descritas em detalhes na sequência.

4.4.1 Fase 1: Despacho Independente

Esta fase é aplicada a cada um dos T períodos de operação. O objetivo é maximizar a eficiência de geração. Para um dado período t , as soluções podem ser representadas por

$$A = [g_1^t \cdots g_J^t].$$

Esta solução deve atender à restrição de atendimento de carga do período t :

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = D^t.$$

Pode-se notar que essa solução representa parte de uma solução do problema de especificação de UGs (Seção 4.1). No problema daquela seção, as soluções são representadas por T cromossomos reais de tamanho J e um cromossomo inteiro, também de tamanho J . As soluções da fase 1 possuem apenas um cromossomo real de tamanho J . Portanto, os operadores aplicados aos cromossomos reais, apresentados na Seção 4.1, podem e foram aplicados à fase 1 deste problema.

Um exemplo de um possível indivíduo é mostrado na sequência:

$$A = [\ 160 \ 136 \ 0 \ 149 \ 0 \ 114 \]$$

No exemplo acima, tem-se seis UGs para um período cuja carga é de 559 MW, implicando, portanto, que a soma dos genes seja igual a este valor. As UGs 3 e 5 não foram despachadas, e, assim, possuem genes iguais a zero.

Os operadores e procedimento de criação da população inicial são os mesmos aplicados aos cromossomos reais na Seção 4.1:

- População inicial (Criação da parte real)
- Cruzamento
 - Cruzamento troca UGs
 - Cruzamento de um ponto
 - Cruzamento de dois pontos
 - Cruzamento aritmético
- Mutação
 - Mutação gaussiana
 - Mutação por inversão
 - Mutação por inversão 0-1
 - Mutação gaussiana e por inversão 0-1
- Seleção
 - Seleção por roleta
 - Seleção elitista e aleatória
 - Seleção por torneio
 - Seleção por classificação

A função de aptidão é a eficiência da usina em um período t :

$$\frac{D^t H^t}{H^t \sum_{j \in \mathbb{J}} \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}}$$

Nota-se que $D^t H^t$ é a carga do período t . No divisor, tem-se $\sum_{j \in \mathbb{J}} \frac{g_j^t}{\eta_j^t(g_j^t)}$, que é a energia bruta utilizada para gerar $D^t H^t$. A eficiência no período é a razão entre essas energias.

Nesta fase, as restrições de atendimento da carga no período e limites de geração são tratadas nos operadores, da mesma forma que na metodologia da Seção 4.1.

O procedimento é repetido para os T períodos, com excessão dos períodos com carga repetida. Pode-se, também dizer que o procedimento é repetido para todos os diferentes valores de carga da curva de geração.

A melhor solução para cada combinação de despacho de UGs é armazenada. Suponha que uma UHE possua 3 UGs ($J = 3$) e que as soluções obtidas com a fase 1 para um período t possuam as características apresentadas na Tabela 4.3. A primeira coluna da tabela possui um identificador da solução. As três colunas seguintes mostram se a UG foi despachada ($g_j^t > 0$) ou se não ($g_j^t = 0$). Todas as soluções devem satisfazer a condição de atendimento de carga daquele período:

$$\sum_{j \in \mathbb{J}} g_j^t = D^t.$$

A quarta coluna possui o valor da função objetivo da solução. Suponha que $f_a > f_b > \dots > f_e > f_f$. As soluções a , b , c e f , que possuem diferentes combinações de despacho, são armazenadas, independente do valor da sua função objetivo. As soluções d e e , que possuem mesma combinação de despacho (UGs 1 e 2 despachadas e 3 não despachada), possuem diferentes valores de função objetivo e, assim, a que possui maior valor é a armazenada. É importante esclarecer que, apesar da mesma combinação de despacho, essas soluções não são iguais, possuindo diferentes níveis de geração. Ao final, são preservadas as soluções de a a d e a f .

As informações armazenadas são um identificador de solução, a própria solução e o valor da função objetivo.

Tabela 4.3 - Diferentes soluções obtidas na fase 1

Solução	UG 1	UG 2	UG 3	Função objetivo
<i>a</i>	$g_1^t > 0$	$g_2^t = 0$	$g_3^t = 0$	f_a
<i>b</i>	$g_1^t = 0$	$g_2^t > 0$	$g_3^t > 0$	f_b
<i>c</i>	$g_1^t > 0$	$g_2^t = 0$	$g_3^t > 0$	f_c
<i>d</i>	$g_1^t > 0$	$g_2^t > 0$	$g_3^t = 0$	f_d
<i>e</i>	$g_1^t > 0$	$g_2^t > 0$	$g_3^t = 0$	f_e
<i>f</i>	$g_1^t > 0$	$g_2^t > 0$	$g_3^t > 0$	f_f

Como na primeira fase é armazenada a melhor solução para diferentes combinações de despacho, a segunda fase trata de combinar “boas” soluções na busca da otimização da eficiência global no dia e minimização de partidas e paradas.

4.4.2 Fase 2: Acoplamento Diário

Como explanado, na fase 2 da metodologia proposta utiliza-se as soluções armazenadas na fase 1. Enquanto na fase 1 busca-se combinações de despacho e nível de geração de cada UG para um determinado período t , na fase 2 busca-se combinar soluções de forma a maximizar a eficiência em um dia como um todo, e não apenas em um período, e minimizar as partidas e paradas de UGs.

Na sequência, seguem detalhes da implementação computacional desta fase da metodologia.

Representação das Variáveis

Cada indivíduo possui T genes e é da forma

$$A = [n_1 \ n_2 \ n_3 \ \cdots \ n_T],$$

sendo que n_t é o identificador de uma solução armazenada na fase 1 para o período t . Portanto, os genes podem ser valores inteiros, outros tipos de caracteres, palavras ou qualquer outra forma de identificação. Na Tabela 4.3, por exemplo, foram usadas letras.

As soluções possíveis para serem alocadas a um gene não se aplicam a nenhum outro gene, a não ser que se refiram a períodos com mesma carga. Desta forma, as cinco soluções que seriam armazenadas na Tabela 4.3 (a , b , c , d e f), referentes a um período t , apenas são aplicáveis a períodos com carga igual a D^t .

População Inicial

A população inicial é criada selecionando aleatoriamente, para cada gene, uma das soluções da fase 1, aplicáveis àquele período.

Como exemplo, seja o caso de uma otimização para quatro períodos ($T = 4$) e uma UHE com três UGs ($J = 3$), supondo que as cargas são $D^1 = 300$, $D^2 = 350$, $D^3 = 300$ e $D^4 = 400$.

A fase 1 é executada apenas para as diferentes cargas, ou seja, para 300, 350 e 400.

Tabela 4.4 - Soluções da fase 1 para carga de 300 MW

Solução	UG 1	UG 2	UG 3	Função objetivo
n_{11}	150	150	0	91,5
n_{12}	100	100	100	90,0
n_{13}	150	0	150	91,3
n_{14}	0	180	120	91,6

Tabela 4.5 - Soluções da fase 1 para carga de 350 MW

Solução	UG 1	UG 2	UG 3	Função objetivo
n_{21}	100	100	150	90,5
n_{22}	200	150	0	91,3
n_{23}	0	150	200	91,4
n_{24}	180	0	170	92,0

Tabela 4.6 - Soluções da fase 1 para carga de 400 MW

Solução	UG 1	UG 2	UG 3	Função objetivo
n_{41}	100	100	200	90,9
n_{42}	200	200	0	91,4
n_{43}	0	220	180	91,0

A fase 1 é, então, executada para as três cargas. Considere que as soluções armazenadas para

o período 1 e 3 são as da Tabela 4.4, para o período 2 as da Tabela 4.5 e para o 4 as da Tabela 4.6.

Na criação de um indivíduo na fase 2, para o período 1, escolhe-se, aleatoriamente, uma solução entre a n_{11} e n_{14} e assim para os demais períodos. Desta forma, dois possíveis indivíduos seriam $A_1 = [n_{13} \ n_{24} \ n_{12} \ n_{42}]$ e $A_2 = [n_{12} \ n_{23} \ n_{11} \ n_{43}]$.

Cruzamento

O cruzamento utilizado nesta fase é o cruzamento de um ponto, descrito na Subseção 4.1.4. Como seu procedimento está explicado naquela subseção, na sequência apenas é mostrado um exemplo. Considere os dois indivíduos $A_1 = [n_{13} \ n_{24} \ n_{12} \ n_{42}]$ e $A_2 = [n_{12} \ n_{23} \ n_{11} \ n_{43}]$ e suponha que o ponto de cruzamento é escolhido entre os genes 2 e 3. Desta forma, seus descendentes são $A_1 = [n_{13} \ n_{24} \ n_{11} \ n_{43}]$ e $A_2 = [n_{12} \ n_{23} \ n_{12} \ n_{42}]$. É importante ressaltar que na fase 2 não existe a necessidade de correção de soluções, pois todas as restrições são validadas na fase 1 e, portanto, todas as soluções da fase 2 são factíveis.

Mutação

Foi utilizada a mutação inteira. Esta mutação é aplicada de acordo com uma probabilidade (taxa de mutação) e consiste em trocar um gene por uma outra solução armazenada na fase 1. Suponha que o gene 2 (n_{24}) do indivíduo $A_1 = [n_{13} \ n_{24} \ n_{11} \ n_{43}]$ sofrerá mutação. As soluções armazenadas para este período são as da Tabela 4.5. Assim, escolhe-se aleatoriamente uma delas. Supondo que foi escolhida a n_{22} , o indivíduo após a mutação passa a ser $A_1 = [n_{13} \ n_{22} \ n_{11} \ n_{43}]$. O procedimento deste operador foi explicado também na Subseção 4.1.5.

Função de Adaptação

Como esta fase é bi-objetivo, são duas as funções de adaptação. A primeira é a eficiência total para todos os períodos:

$$\frac{\sum_{t \in \mathbb{T}} D^t H^t}{\sum_{t \in \mathbb{T}} \frac{D^t H^t}{f_t}},$$

onde f_t é a eficiência do período t , ou seja, a eficiência da UHE para uma dada configuração de despacho de UGs. A outra função de adaptação é a quantidade de partidas e paradas de UGs.

Para um indivíduo da forma

$$A = [n_1 \ n_2 \ n_3 \ \cdots \ n_T],$$

considere que f_t ($0 \leq f_t \leq 1$) é a eficiência referente à solução n_t (período t). O numerador da função de adaptação é a energia total gerada no dia e o divisor é a energia bruta total. Nesta formulação, não há a necessidade de distinção de eficiência por UG, pois isto é feito na fase 1. A fase 2 apenas se utiliza da eficiência total da UHE em cada período para o cálculo da eficiência para todos os períodos.

Com o fim de exemplificar a forma de cálculo da eficiência, considere a solução $A_1 = [n_{13} \ n_{22} \ n_{11} \ n_{43}]$. As Tabelas 4.4-4.6 possuem as soluções e o valor de eficiência da UHE referente a cada solução. As cargas para os períodos é $D^1 = 300$, $D^2 = 350$, $D^3 = 300$ e $D^4 = 400$. Supondo que cada período é de 1 hora ($H^t = 1$), tem-se que a eficiência total é de

$$\frac{300 \times 1 + 350 \times 1 + 300 \times 1 + 400 \times 1}{\frac{300 \times 1}{0,913} + \frac{350 \times 1}{0,913} + \frac{300 \times 1}{0,915} + \frac{400 \times 1}{0,910}} = 0,9126 = 91,26\%$$

O cálculo das partidas e paradas é feito através da verificação das UGs despachadas para cada uma das soluções:

$$n_{13}: [150 \quad 0 \quad 150 \quad]$$

$$n_{22}: [200 \quad \mathbf{150} \quad \mathbf{0} \quad]$$

$$n_{11}: [150 \quad 150 \quad 0 \quad]$$

$$n_{43}: [\quad \mathbf{0} \quad 220 \quad \mathbf{180} \quad]$$

Assim, tem-se ao total quatro manobras de máquinas. As mudanças de *status* das UGs estão marcadas em negrito.

Seleção

A forma de seleção é a do método SPEA, explicado com maiores detalhes na Seção 3.3.1. Nesta metodologia, as soluções não dominadas da população são alocadas em um conjunto, chamado conjunto externo. A aptidão de cada indivíduo do conjunto externo é chamado *strength*, que pertence ao intervalo $[0,1)$. Esse valor é proporcional à quantidade de soluções da população dominadas por cada indivíduo do conjunto externo. Já para a população, a aptidão é um valor no intervalo $[1,N)$ e N é o tamanho da população. Quanto maior o valor da aptidão de uma solução da população, maior é o número de soluções do conjunto externo que a dominam. A seleção dos pais é feita na população e no conjunto externo, sendo que as menores aptidões possuem maior probabilidade de serem selecionados.

4.4.3 Algoritmo

As fases 1 e 2 do problema de despacho de UGs são complementares. A fase 1 é executada para a carga de cada período t , armazenando “boas” soluções. É uma metodologia que possui o objetivo de maximizar a eficiência para aquele período. A fase 2 se utiliza das soluções armazenadas na fase 1 para otimizar a operação nos aspectos de maximização da operação de um dia como um todo, e de minimização de partidas e paradas.

Pode-se associar esta metodologia aos métodos preemptivos de programação por metas. Conforme descrito na Seção 3.3, nos métodos preemptivos, são alocadas prioridades aos objetivos. Assim, o problema é resolvido otimizando o objetivo com maior prioridade. Posteriormente, resolve-se o problema otimizando o objetivo seguinte de forma a não degradar uma solução de maior prioridade.

Na metodologia proposta utilizando AGs, a eficiência de geração é o objetivo de primeira prioridade. A fase 1 otimiza a eficiência das UGs para cada período de tempo. Já na segunda fase, inclui-se o segundo objetivo, que é a minimização de partidas e paradas de UGs. No entanto, como na primeira fase maximiza-se a eficiência na geração para cada período, na segunda deve-se fazer a coordenação entre os períodos, maximizando, desta forma, a eficiência para todos os períodos, além da minimização das partidas e paradas de UGs. Assim, a principal diferença entre a fase 2 e os métodos preemptivos, é que os últimos tornam o problema mono-objetivo, enquanto que aquele é um tipo de aborgagem baseada em Pareto, o SPEA, que busca a exploração da fronteira de Pareto.

Por outro lado, pode-se também fazer uma analogia com a metodologia em duas fases implementada e o balanço exploração/exploração. A fase 1 consiste em explorar a região factível, na busca de regiões que possuem boas soluções. A fase 2 consiste em utilizar os resultados da primeira fase para encontrar combinações destas soluções, o que pode ser visto como um exploração da região factível.

A Figura 4.7 apresenta esquematicamente a relação entre as duas fases. A fase 1 prioriza a eficiência em cada período. Para H períodos, tem-se H problemas mono-objetivo. Já na fase 2, lida-se com dois objetivos conjuntamente, a eficiência para todos os períodos e as partidas e paradas. A fase 1 é importante no sentido de alimentar a fase 2 com boas soluções.

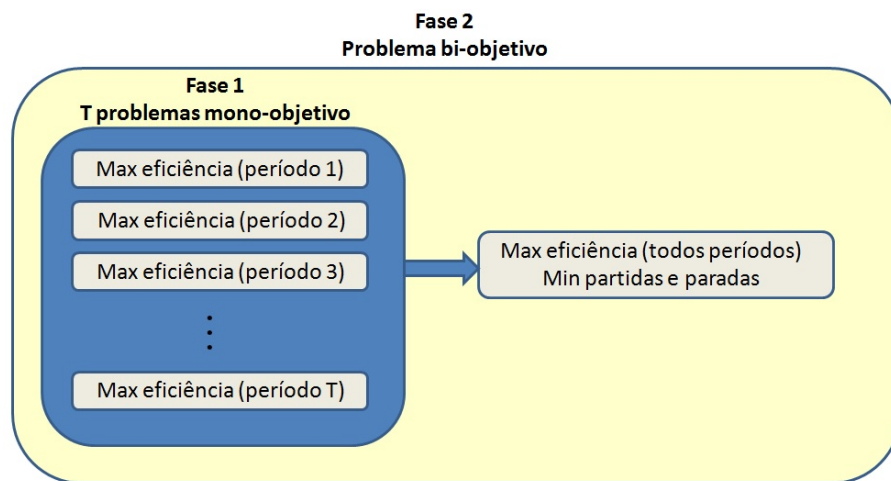


Figura 4.7 - Representação esquemática das duas fases do despacho de UGs

Os pseudo-códigos podem ser vistos na sequência. O Algoritmo 4.1 descreve o procedimento da fase 1. Nela, a metodologia de AGs está contida nas linhas 4-10. Os operadores de seleção, cruzamento e mutação são os da Subseção 4.4.1. O algoritmo de 4-10 é executado para cada carga

D^t , salvo se há repetição de carga (linha 3). Ao final da execução para cada carga D^t , as melhores soluções são armazenadas, assim como o valor da sua função objetivo (linha 11).

Algoritmo 4.1 Pseudo-código da fase 1

```

1: Inserir cargas  $D^t$ 
2: Para  $t$  de 1 a  $T$  faça
3:   Se AG da fase 1 não foi executado para  $D^t$  faça
4:     Enquanto critério de parada não ocorrer
5:       Avaliar da função objetivo dos indivíduos
6:       Selecionar indivíduos
7:       Cruzamento
8:       Mutação
9:       Nova população
10:    Fim
11:    Armazenar melhores indivíduos para  $D^t$ 
12:  Fim
13: Fim

```

Os procedimentos de execução da fase 2 são representados pelo Algoritmo 4.2. A criação da população inicial (linha 2) é feita utilizando as soluções armazenadas na fase 1. O tipo de seleção e a utilização de um conjunto externo de soluções não dominadas são características do algoritmo SPEA (Subseção 3.3.1). O cruzamento e a mutação aplicados são os apresentados na Subseção 4.4.2.

Algoritmo 4.2 Pseudo-código da fase 2 (SPEA)

```

1: Inserir cargas  $D^t$ 
2: Utilizar soluções armazenadas na fase 1 para criar população inicial
3: Enquanto critério de parada não ocorrer
4:   Avaliar funções objetivo dos indivíduos
5:   Incluir soluções não dominadas no conjunto externo
6:   Selecionar indivíduos
7:   Cruzamento
8:   Mutação
9:   Nova população
10: Fim

```

Na Figura 4.8, os círculos representam soluções encontradas na fase 1. Na parte superior da figura, pode-se ver as cargas D^t e, abaixo de cada carga, estão representadas as soluções referentes a cada período. A fase 2 consiste de combinar as soluções da fase 1. Na figura, o caminho indicado por setas, conectando círculos, representa uma solução da fase 2.

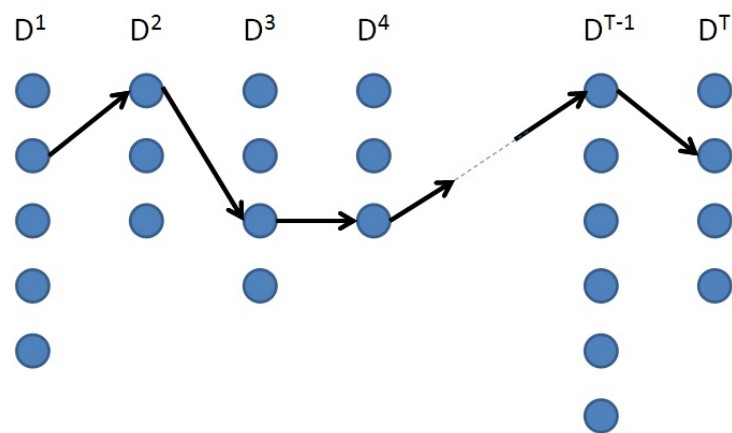


Figura 4.8 - Representação de uma solução da fase 2

5 Cenário de Estudos

Apresenta-se neste capítulo os cenários utilizados para as simulações. Os cenários possuem dados das UHEs Sobradinho, da CHESF, e Ilha Solteira, da CESP, além de dados obtidos na CCEE.

5.1 Especificação de Unidades Geradoras

Para este problema, um cenário é constituído das seguintes informações:

- Curvas de eficiência,
- Patamares (carga e tempo de permanência) e
- Preço da energia.

Os dados são, basicamente, de duas fontes: uma delas é a CCEE (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica)¹, sendo que os dados obtidos são preço da energia, permanência e carga de patamares; a outra fonte são as Companhias CESP e CHESF, que forneceram dados como curvas de eficiência, limites de geração de UGs, curvas de geração verificadas na operação das UHEs, entre outras informações.

5.1.1 Fatores de Demanda - CCEE

As informações referentes aos períodos de permanência de cada patamar e fatores de demanda para cada patamar referem-se ao ano de 2010.

Os fatores de demanda por patamar são do programa NEWAVE. Cada subsistema possui seus fatores, que se referem à demanda média daquele subsistema. Supondo que a demanda média do subsistema Sudeste (SE) é D , a carga no patamar pesado em janeiro de 2010 está previsto como $1,13D$, no patamar médio $1,08D$ e no leve $0,86D$ (Tabela 5.1). Como estes fatores são para os

¹ www.ccee.org.br

subsistemas e não por UHE, em cada cenário, considera-se uma carga média compatível com a potência nominal da UHE para calcular, assim, as cargas nos patamares.

Na Tabela 5.1, tem-se os fatores de demanda por patamar para os quatro subsistemas elétricos brasileiros, Sudeste e Centro Oeste (SE), Sul (S), Nordeste (NE) e Norte (N).

Tabela 5.1 - Fatores de demanda por patamar e subsistema - ano 2010

	SE			S		
	PESADO	MÉDIO	LEVE	PESADO	MÉDIO	LEVE
JAN	1,13	1,08	0,86	1,07	1,10	0,85
FEV	1,15	1,07	0,86	1,10	1,10	0,84
MAR	1,18	1,07	0,84	1,15	1,09	0,81
ABR	1,21	1,08	0,84	1,23	1,11	0,80
MAI	1,24	1,08	0,83	1,26	1,11	0,79
JUN	1,24	1,07	0,83	1,26	1,10	0,79
JUL	1,24	1,07	0,82	1,26	1,10	0,77
AGO	1,23	1,07	0,83	1,25	1,10	0,79
SET	1,22	1,07	0,84	1,25	1,10	0,79
OUT	1,20	1,08	0,84	1,21	1,11	0,80
NOV	1,17	1,08	0,85	1,16	1,12	0,81
DEZ	1,17	1,07	0,85	1,12	1,10	0,83
TOTAL	1,20	1,08	0,84	1,19	1,10	0,81

	NE			N		
	PESADO	MÉDIO	LEVE	PESADO	MÉDIO	LEVE
JAN	1,13	1,04	0,91	1,07	1,01	0,96
FEV	1,15	1,03	0,92	1,07	1,01	0,96
MAR	1,15	1,04	0,89	1,08	1,02	0,95
ABR	1,17	1,05	0,89	1,09	1,02	0,95
MAI	1,17	1,05	0,89	1,09	1,02	0,95
JUN	1,18	1,04	0,89	1,08	1,02	0,95
JUL	1,18	1,04	0,88	1,08	1,02	0,95
AGO	1,18	1,05	0,88	1,08	1,02	0,95
SET	1,17	1,05	0,88	1,09	1,02	0,95
OUT	1,16	1,05	0,89	1,09	1,01	0,96
NOV	1,16	1,05	0,90	1,09	1,01	0,96
DEZ	1,16	1,03	0,91	1,08	1,01	0,96
TOTAL	1,16	1,04	0,89	1,08	1,02	0,95

A quantidade de horas de cada patamar para 2010 está apresentada na Tabela 5.2. Os valores percentuais estão na Tabela 5.3. No total, 10,34%, 51,87% e 37,79% são os percentuais de permanência dos patamares pesado, médio e leve, respectivamente, no ano.

Tabela 5.2 - Horas de permanência dos patamares - ano 2010 (h)

	PESADO	MÉDIO	LEVE	TOTAL
JAN	75	380	289	744
FEV	69	348	256	673
MAR	81	398	265	744
ABR	72	366	282	720
MAI	75	380	289	744
JUN	75	375	270	720
JUL	81	398	265	744
AGO	78	389	277	744
SET	75	375	270	720
OUT	75	380	288	743
NOV	72	366	282	720
DEZ	78	389	277	744
TOTAL	906	4544	3310	8760

Tabela 5.3 - Percentual de permanência dos patamares - ano 2010 (%)

	PESADO	MÉDIO	LEVE
JAN	10,08	51,08	38,84
FEV	10,25	51,71	38,04
MAR	10,89	53,49	35,62
ABR	10,00	50,83	39,17
MAI	10,08	51,08	38,84
JUN	10,42	52,08	37,50
JUL	10,89	53,49	35,62
AGO	10,48	52,28	37,23
SET	10,42	52,08	37,50
OUT	10,09	51,14	38,76
NOV	10,00	50,83	39,17
DEZ	10,48	52,28	37,23
TOTAL	10,34	51,87	37,79

5.1.2 Preços da Energia Elétrica - CCEE

Os preços do PLD obtidos no site da CCEE são os preços médios para cada semana. Aqui foi considerado o preço médio por mês, por patamar e subsistema, no ano de 2009 (Tabela 5.4). Nota-se que a diferença de preços entre patamares de um mesmo subsistema não é grande, sendo mais importante a diferença entre subsistemas e períodos do ano. A Tabela 5.5 possui as médias calculadas por patamar, para o ano de 2009.

Tabela 5.4 - Preço por patamar e subsistema - ano 2009 (R\$/MWh)

	PESADO				MÉDIO				LEVE			
	SE	S	NE	N	SE	S	NE	N	SE	S	NE	N
JAN	83,26	83,26	79,24	79,69	83,2	83,24	79,06	79,06	82,08	82,08	78,84	78,84
FEV	55,9	72,88	25,84	25,84	55,2	72,88	25,84	25,84	46,50	56,86	25,69	25,69
MAR	90,26	90,26	83,17	27,84	88,83	89,68	81,47	27,6	85,41	85,41	81,08	27,21
ABR	59,25	59,25	35,63	16,31	54,3	58,38	35,59	16,31	50,72	50,72	35,24	16,31
MAI	39,76	39,79	31,01	16,31	38,78	38,96	30,97	16,31	38,77	38,77	30,76	16,31
JUN	39,57	39,57	28,37	20	39,02	39,02	27,9	19,78	39,01	39,01	27,81	19,78
JUL	33,21	33,21	27,58	27,58	32,83	32,83	27,55	27,55	32,78	32,78	27,54	27,54
AGO	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31
SET	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31
OUT	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31
NOV	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31
DEZ	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31	16,31
TOTAL	40,23	41,65	32,7	24,59	39,48	41,38	32,49	24,5	38,07	38,93	32,38	24,44

Tabela 5.5 - Preço por patamar - ano 2009 - Brasil (R\$/MWh)

	PESADO	MÉDIO	LEVE
JAN	81,37	81,14	80,46
FEV	45,11	44,94	38,68
MAR	72,88	71,89	69,77
ABR	42,61	41,14	38,25
MAI	31,72	31,25	31,15
JUN	31,88	31,43	31,4
JUL	30,4	30,19	30,16
AGO	16,31	16,31	16,31
SET	16,31	16,31	16,31
OUT	16,31	16,31	16,31
NOV	16,31	16,31	16,31
DEZ	16,31	16,31	16,31
TOTAL	34,79	34,46	33,45

5.1.3 Usina Hidrelétrica Sobradinho

Curvas de Eficiência

A UHE Sobradinho possui seis UGs, todas com turbinas do tipo Kaplan. Para o estudo de caso do problema de especificação de UGs, foram utilizadas curvas de eficiência hipotéticas típicas e não as próprias da UHE. Considerou-se três formatos diferentes de curvas, ou perfis (Figura 5.1), sendo a primeira uma curva típica Kaplan, e as demais mais acentuadas, representando turbinas

do tipo Hélice. Foram selecionadas estas curvas no sentido de averiguar quais formatos são mais adequados à UHE. Os coeficientes das curvas estão apresentadas na Tabela 5.6

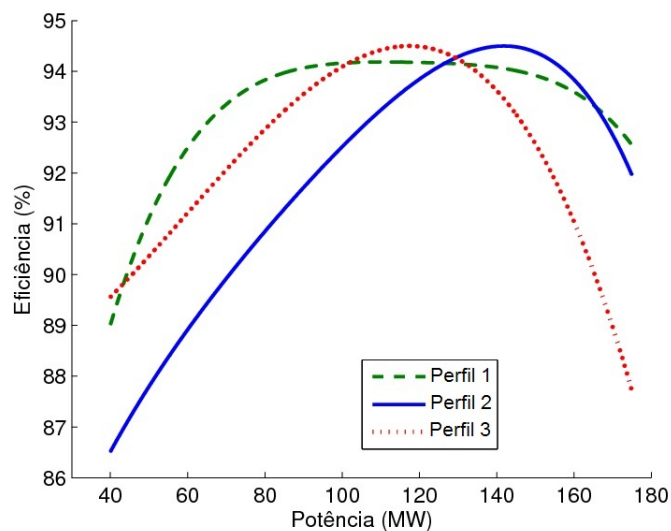


Figura 5.1 - Tipos de curvas utilizados para as simulações

Tabela 5.6 - Coeficientes das curvas de eficiência para USB

Perfil	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
1	-1,239299E-07	5,880822E-05	-1,055511E-02	8,474597E-01	6,855222E+01
2	-7,174039E-08	2,435069E-05	-3,392944E-03	3,117180E-01	7,809698E+01
3	-3,388495E-09	-7,517450E-06	1,417609E-03	-1,360815E-04	8,778506E+01

Curva de Permanência de Geração

Curvas de permanência são frequentemente utilizadas em estudos hidrológicos para análises de vazão de uma bacia, rio, etc. No entanto, curvas de permanência podem ser utilizadas para qualquer unidade de medida. Ela relaciona um valor medido com sua ocorrência ao longo do tempo.

No caso do problema em estudo, existe o interesse em obter patamares de geração de energia elétrica para representarem a geração diária de uma UHE. Isto é realizado inicialmente através de um histórico de geração. Em um dos casos utilizado no estudo, tem-se a curva de geração de um dia com base de meia hora (Figura 5.2), dado fornecido pela CHESF. A partir do histórico, calcula-se

a frequência de ocorrência dos valores de geração de acordo com intervalos de potência determinados. O gráfico da Figura 5.3 mostra a frequência das potências de acordo com os intervalos do eixo das abcissas.

Por último, a Figura 5.4 apresenta a curva de permanência obtida com os dados de geração citados. A ordenada da curva de permanência representa a potência, e a abcissa, o valor percentual de tempo em que uma determinada potência foi igualada ou ultrapassada no histórico de dados. Por exemplo, em quase 100% do tempo, a potência foi igual ou superior a 400 MW, e, em 20% do tempo, a potência esteve acima de 685 MW.

A partir da curva de permanência, dividiu-se o intervalo de 100% em 5 partes, e tomou-se 3 patamares, sendo dois de duração de 20% e o terceiro com duração de 60%. Cada um destes patamares foi obtido como a média dos valores mínimo e máximo do período correspondente. Na Tabela 5.7, pode-se ver as informações dos patamares.

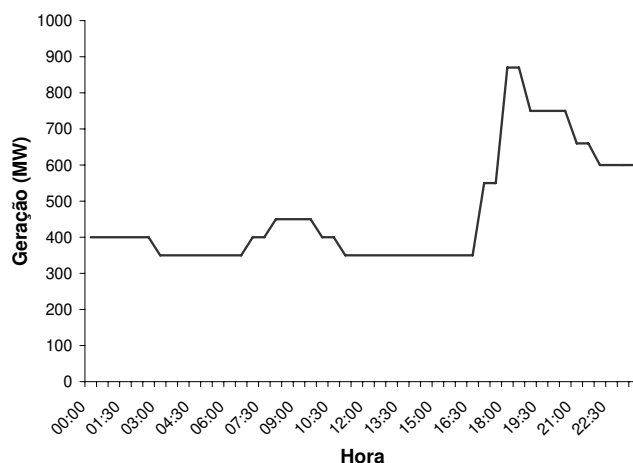


Figura 5.2 - Curva de geração da UHE Sobradinho

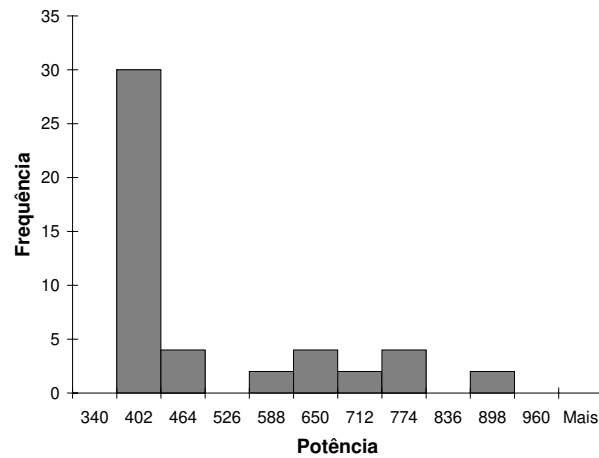


Figura 5.3 - Frequência das potências da geração da UHE Sobradinho

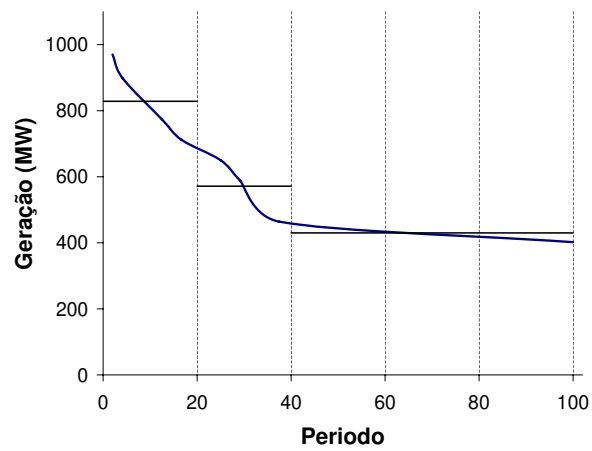


Figura 5.4 - Curva de permanência das potências da UHE Sobradinho

Tabela 5.7 - Patamares de geração da UHE Sobradinho

Potência (MW)	Período (%)
828,5	20
571,5	20
430,0	60

Cenários da Usina Hidrelétrica Sobradinho

Com os dados expostos anteriormente, criou-se dois cenários, apresentados na Tabela 5.8. Os cenários foram chamados de USB 1 e 2. Para ambos os cenários, utilizou-se as três curvas de eficiência, cujos coeficientes encontram-se na Tabela 5.6.

Dos dois cenários, o primeiro utilizou informações da CCEE. Como a CCEE fornece fatores de carga para cada subsistema, adotou-se por utilizar uma potência base de 800 MW. A partir daí, utilizou-se os fatores referentes ao subsistema nordeste, encontrados na Tabela 5.1, que são 1,16; 1,04 e 0,89 para os patamares pesado, médio e leve, respectivamente. Estes valores são as médias dos fatores para todo o ano de 2010. Desta forma, tem-se que os patamares são 928, 832 e 712 MW.

Com relação ao tempo de duração de cada patamar, tem-se que para o ano de 2010, 10,34% do tempo refere-se ao patamar pesado, 51,87% ao médio e 37,79% ao leve (Tabela 5.3). Lembrando que estes valores são os percentuais para o ano como um todo. Considerando um dia, ou seja, 24 h, tem-se que 2,48 h, 12,45 h e 9,07 h são os períodos de cada um dos patamares pesado, média e leve, respectivamente.

Já os preços da energia referem-se ao ano de 2009. Os preços médios verificados naquele ano foram R\$ 34,79; R\$ 34,46 e R\$ 33,45 por MWh para os patamares pesado, médio e leve, respectivamente (Tabela 5.5).

No cenário 2, utilizou-se patamares obtidos através do histórico de operação da UHE (Tabela 5.7). Os preços foram considerados 1, não havendo ponderação por preço na função objetivo. Assim, as simulações com o cenário USB 2 otimizam a eficiência energética, enquanto que com o cenário USB 1 otimizam a eficiência energética-econômica.

Tabela 5.8 - Cenários da UHE Sobradinho para a especificação de UGs

Cenário	Carga (MW)	Duração (%)	Preço R\$/MWh
USB 1	928	10,34	34,79
	832	51,87	34,46
	712	37,79	33,45
USB 2	828,5	20	1
	571,5	20	1
	430,0	60	1

5.1.4 Usina Hidrelétrica Ilha Solteira

A UHE Ilha Solteira é constituída de 20 UGs com turbinas do tipo Francis, sendo 2 conjuntos que se diferenciam com relação às curvas de eficiência. Um dos conjuntos é composto pelas UGs de números de 1 a 4.

Para as simulações, considerou-se a altura de queda de 37 metros, cujas curvas de eficiência são apresentadas na Figura 5.5. A curva do perfil 1 se refere às 4 primeiras UGs e a que possui o perfil 2 às demais 16. Vale ressaltar que conforme a altura de queda aumenta, as curvas tendem a se aproximar.

Para os patamares, foram utilizados os fatores de demanda 1,20; 1,08 e 0,84 da Tabela 5.1 para o Subsistema SE (Sudeste e Centro Oeste) e os percentuais do tempo de permanência dos patamares da Tabela 5.3. Considerando uma potência de 1700 MW, os patamares pesado, médio e leve são 2040, 1836 e 1428 MW, com os percentuais de permanência de 10,34%, 51,87% e 37,79%, respectivamente.

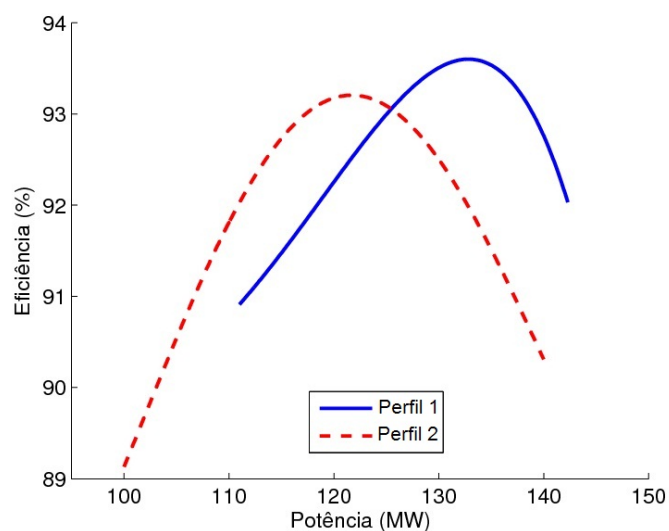


Figura 5.5 - Curvas de eficiência das UGs da UHE Ilha Solteira

5.2 Operação Diária de Usinas Hidrelétricas

O subproblema de operação de UHEs em cascata foi criado especificamente para as UHEs da CHESF no Rio São Francisco. Os dados do cenário estão na Subseção 5.2.1. Para o subproblema de despacho de UGs foram utilizados dois cenários, sendo um deles com a UHE Sobradinho (Subseção 5.2.2), que se utiliza do resultado da simulação para a operação em cascata, e o outro com a UHE Ilha Solteira (Subseção 5.2.3).

5.2.1 Cascata do São Francisco

A cascata conta com oito UHEs, cuja disposição é representada na Figura 2.12.

Para o estudo de caso, foram fornecidas pela CHESF informações de turbinagem. Conforme explicado na Seção 4.3, a metodologia foi desenvolvida especificamente para se adequar à prática de operação da cascata, sendo que a operação das UHEs USB, UAS e UPA são determinadas previamente por motivos estratégicos. Os dados pré-determinados estão apresentados na sequência:

- Afluência média na ULG $2500 \text{ m}^3/\text{s}$
- Turbinagem média:
 - USB $2530 \text{ m}^3/\text{s}$
 - UAS $1209 \text{ m}^3/\text{s}$
 - USU $0 \text{ m}^3/\text{s}$
 - USD $0 \text{ m}^3/\text{s}$
 - UST $1209 \text{ m}^3/\text{s}$

A curva de carga de um dia típico de operação do sistema CHESF, utilizada no estudo de caso, pode ser vista na Figura 5.6. Esta é a carga que deve ser atendida pelas oito UHEs da cascata em estudo.

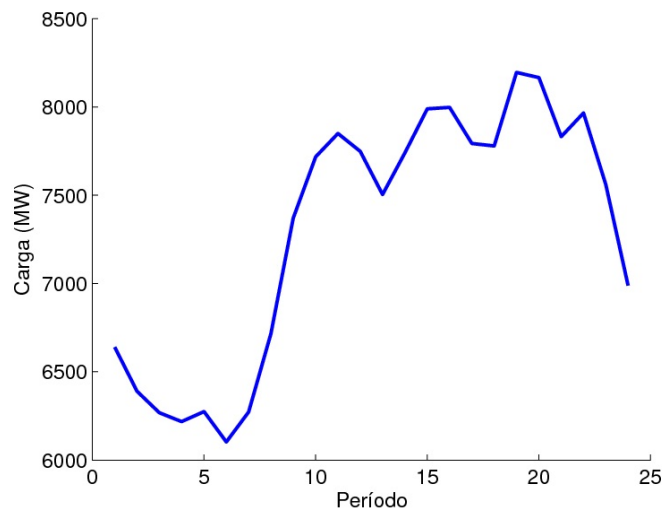


Figura 5.6 - Curva de carga da cascata

5.2.2 Despacho de Unidades Geradoras - UHE Sobradinho

No problema de despacho de UGs, um cenário é composto de dados de UGs de uma UHE, como quantidade de UGs, limites de potência, curvas de eficiência, além da meta de geração diária.

A UHE Sobradinho possui seis turbinas do tipo Kaplan, instaladas na década de 1970. Depois de aproximadamente 30 anos, medições foram feitas pela empresa LENINGRADSKY METALLICHESKY ZAVOD. Foram medidas as grandezas potência e vazão, sendo que esta última utilizou o método Winter Kennedy. Com isto foram obtidos dados de eficiência, apresentados na Tabela 5.9. Tais dados se referem à altura de queda de 24,8 m, excessão feita aos dados da UG 4, que se referem à queda de 20,4 m. As eficiências máximas para estes conjuntos de dados são de 92%. Isto provavelmente acontece, porque foram medidas eficiências relativas, sendo que o máximo de todas as UGs foram transferidos para 92%. No caso da UG 4, Colnago (2007) utilizou norma para transpor os dados da altura de queda de 20,4 m para 24,8 m. O resultado desta transposição está apresentada na Tabela 5.10.

Foram feitos ajustes polinomiais aos pontos de eficiência, utilizando o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), chegando-se aos coeficientes a_i ($i = 0, \dots, 4$) da Tabela 5.11. Os polinômios

Tabela 5.9 - Dados de eficiência das UGs da UHE Sobradinho						
Potência (MW)	Eficiência (%)					
	UG 1	UG 2	UG 3	UG 4	UG 5	UG 6
50	86,52		87,25	84,60	87,40	85,30
60	88,00	87,50	88,25	87,00	88,40	86,75
70	89,35	89,00	89,20	88,87	89,30	88,00
80	90,50	90,40	90,34	89,93	90,50	89,15
90	91,18	91,20	91,40	90,71	91,50	90,10
100	91,50	91,65	91,90	90,80	91,96	90,90
110	91,85	91,90	92,00	88,63	92,00	91,60
120	92,00	92,00	91,98		92,00	92,00
130		91,90	91,81		91,95	91,90
140		91,70	91,48		91,80	91,50

Tabela 5.10 - Dados de eficiência da UG 4 da UHE Sobradinho (queda de 20,4 m)							
Potência (MW)	67,02	80,42	93,83	107,23	120,64	134,04	147,44
Eficiência (%)	85,80	88,20	90,07	91,03	91,91	92,00	89,83

são da forma:

$$\eta(g) = a_4g^4 + a_3g^3 + a_2g^2 + a_1g + a_0 \quad (5.1)$$

onde $\eta(g)$ é a eficiência referente à potência g . As curvas podem ser vistas na Figura 2.13.

Tabela 5.11 - Coeficientes das curvas das UGs da UHE Sobradinho					
UG	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
1	-2,994907E-08	1,485918E-05	-3,709048E-03	4,552630E-01	7,131231E+01
2	-1,003024E-07	4,931338E-05	-9,920396E-03	9,438472E-01	5,717723E+01
3	6,479792E-08	-1,926584E-05	5,518386E-04	2,329615E-01	7,585277E+01
4	-3,131427E-07	1,085429E-04	-1,466690E-02	1,036998E+00	5,611108E+01
5	4,029848E-08	-1,727214E-05	1,651358E-03	6,725460E-02	8,171263E+01
6	2,049849E-07	-9,032023E-05	1,302968E-02	-6,421455E-01	9,499773E+01

Para este estudo de caso, a curva de carga foi obtida através da operação de UHEs em cascata. A curva está apresentada na Figura 5.6.

5.2.3 Despacho de Unidades Geradoras - UHE Ilha Solteira

As curvas de eficiência das UGs da UHE estão apresentadas na Figura 5.5. Ao total são 20 UGs, sendo as 4 primeiras com um perfil (1) e as demais com o outro perfil (2). As curvas

são as mesmas utilizadas para o estudo de caso de especificação de UGs (Subseção 5.1.4). No entanto, naquele problema não está determinado inicialmente qual perfil terá cada UG, sendo esta um resultado do modelo. Já neste problema, cada UG necessariamente tem o seu perfil, conforme mencionado, e o objetivo é a otimização da eficiência na geração.

A carga de um dia de operação da UHE Ilha Solteira (ILS) foi fornecida pela CESP e está ilustrada na Figura 5.7.

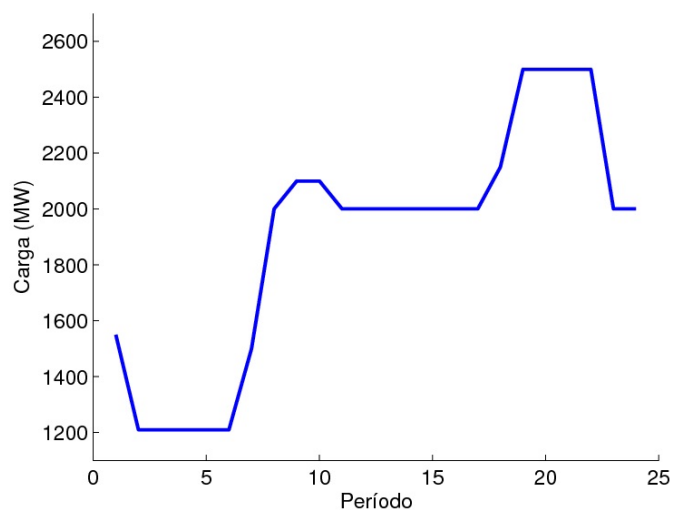


Figura 5.7 - Curva de carga de um dia de operação da UHE Ilha Solteira

6 Estudo de Caso

Neste capítulo, são apresentados estudos de caso para as metodologias propostas, além de ajuste de parâmetros para as metodologias de algoritmos genéticos.

6.1 Especificação de Unidades Geradoras

Primeiro, na Subseção 6.1.1, é apresentada a metodologia utilizada para a escolha dos parâmetros e operadores de AGs que garantem melhor valor da função objetivo. Em seguida, são apresentados os estudos de caso para duas UHEs brasileiras. A primeira delas é a UHE Sobradinho da CHESF, da qual foram feitos dois estudos de caso, sendo os cenários intitulados USB 1 e USB 2 apresentados na Subseção 5.1.3. É importante ressaltar que para este problema são usados apenas a quantidade de UGs e os limites de geração da UHE Sobradinho, sendo que as curvas de eficiência são hipotéticas. A segunda UHE é a Ilha Solteira (ILS), cujo cenário está na Subseção 5.1.4. Para esta sim, as curvas de eficiência se referem, de fato, às turbinas instaladas na UHE.

6.1.1 Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos

Todos os operadores propostos estão apresentados na Seção 4.1. Ao total são 128 combinações (4 seleções, 4 cruzamentos, 4 mutações da parte real e 2 mutações da parte inteira). Para identificar os operadores, utilizou-se a seguinte numeração:

- Seleção
 1. Roleta
 2. Elitismo
 3. Torneio
 4. Classificação

- Cruzamento
 1. Troca UGs
 2. Um Ponto
 3. Dois Pontos
 4. Aritmético
- Mutação
 1. Gaussiana
 2. Inversão
 3. Inversão 01
 4. Gaussiana + Inversão 01
- Mutação de Perfil¹
 1. Mutação Inteira
 2. Inversão

Para a escolha da melhor combinação de parâmetros, foi utilizado o cenário USB 2. Inicialmente foram feitas simulações com todas as combinações dos operadores acima, sendo que os demais parâmetros foram fixados:

- Tamanho da população: 50
- Taxa de mutação: 0,1
- Taxa cruzamento: 0,9
- Iterações: 5000

O algoritmo foi repetido 50 vezes para cada combinação, chegando-se aos valores da Tabela A.1, que se referem às médias, valores máximos e mínimos dos resultados para todas as repetições. A Tabela 6.1 possui os resultados das melhores combinações. A primeira coluna identifica o número da combinação. A primeira linha, por exemplo, possui o número 11, que corresponde à décima primeira linha da Tabela A.1. As colunas Seleção até Mutação de perfil identificam os operadores de acordo com a numeração explicitada anteriormente. A média, mínimo e máximo se referem aos valores das funções objetivo de convergência de todas as repetições. A última coluna indica a iteração média em que o modelo convergiu. O critério de seleção dos melhores operadores foram os valores da função objetivo.

¹Para facilitação da identificação das mutações referentes aos dois tipos de variáveis, reais e inteiras, chamou-se apenas de mutação a que se refere às variáveis reais e de mutação de perfis para as variáveis inteiras, ou se escolha de perfis de curvas de eficiência.

Tabela 6.1 - Resultados obtidos com as combinações de operadores de AGs

Número da combinação	Sel.	Cruz.	Mut.	Mut. de perfil	Valor da função objetivo			Iteração média de convergência
					Média	Mínimo	Máximo	
11	1	2	2	1	94,479	94,457	94,490	623
12	1	2	2	2	94,479	94,450	94,490	564
19	1	3	2	1	94,480	94,450	94,490	584
20	1	3	2	2	94,480	94,458	94,490	569
51	2	3	2	1	94,480	94,451	94,491	649
107	4	2	2	1	94,480	94,454	94,491	657

Após a obtenção das melhores combinações de operadores para parâmetros fixos, as taxas de cruzamento e mutação foram variadas nos valores da Tabela 6.2. Multiplicando as 6 melhores combinações de operadores (Tabela 6.1) com as 5 taxas de cruzamento e as 5 taxas de mutação (Tabela 6.2), tem-se 150 combinações de operadores e taxas. Novamente, alguns parâmetros foram fixados, como o tamanho da população, fixado em 50 e o número de iterações, fixado em 2500. As iterações foram diminuídas visto que a convergência geralmente ocorreu antes das 1000 iterações (Tabela 6.1). Desta vez, repetiu-se a rotina 20 vezes para cada uma das 150 combinações. Os resultados estão apresentados na Tabela A.2.

Tabela 6.2 - Taxas de mutação e cruzamento fixadas

Taxas de mutação	0,001
	0,010
	0,050
	0,100
	0,200
Taxas de cruzamento	0,30
	0,50
	0,75
	0,90
	1,00

A combinação considerada a melhor, segundo o critério de melhores valores médio, máximo e mínimo da função objetivo foi:

- Seleção: 4 - Classificação
- Cruzamento: 2 - Um Ponto
- Mutação: 2 - Inversao
- Mutação de Perfil: 1 - Mutação Inteira
- Taxa Mutação: 0,2

- Taxa Cruzamento: 0,9

A média da função objetivo das 20 repetições para a combinação escolhida é 94,483, sendo o valor mínimo e máximo encontrado 94,475 e 94,490, respectivamente. A convergência ocorreu na média, em 655 iterações, sendo que cada repetição foi executada na média em 76 segundos. A Figura 6.1 mostra a convergência de uma das repetições, que se deu em menos de 500 iterações.

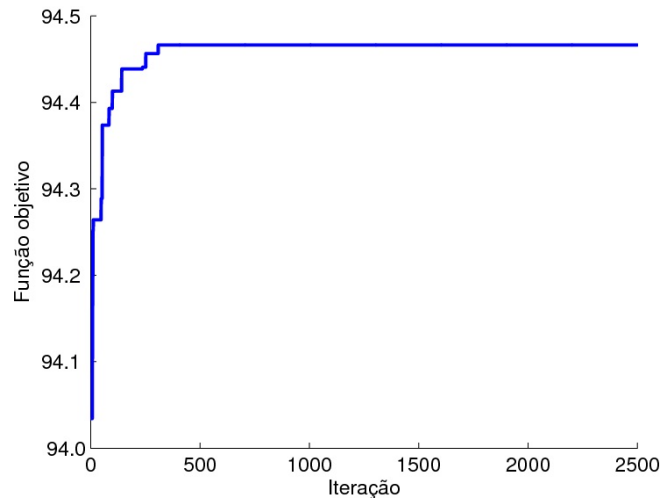


Figura 6.1 - Convergência para a especificação de UGs - cenário USB 2

Na melhor solução encontrada entre as repetições (função objetivo 94,490), foi escolhida apenas a curva de eficiência com o perfil 2. A solução está apresentada na Tabela 6.3.

Tabela 6.3 - Melhor solução obtida com AGs - cenário USB 2

UG	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3
1	138,08	142,05	143,79
2	138,08	142,18	0
3	138,08	0	143,16
4	138,08	143,57	0
5	138,08	0	0
6	138,08	143,70	143,06

Praticamente, na solução, dividiu-se igualmente a carga entre as UGs despachadas dentro do intervalo (135 a 148) em que a curva perfil 2 possui melhor eficiência com relação às demais.

6.1.2 UHE Sobradinho

São apresentadas as simulações com os dois cenários (USB 1 e USB 2), sendo que, para cada um, resolveu-se o problema com AG e com LS.

Cenário USB 1

Para este cenário, o valor ótimo da função objetivo nas simulações com AGs foi de 94,450. Foram selecionadas apenas curvas do perfil 2, sendo a distribuição da alocação de geração apresentada na Tabela 6.4. Trata-se de uma tabela em que a faixa possível de geração foi dividida em intervalos mais o ponto zero. Este último representa as UGs quando não despachadas. Os demais intervalos são entre 40 e 54; 54 e 67; 67 e 81; até 162 e 175. Assim, pode-se ver, por exemplo, que, no patamar 1, as seis UGs foram alocadas gerando no intervalo entre 148 e 162. A última coluna mostra o total para os três patamares. O intervalo 135 a 148 é o que possui a maior incidência de alocação da geração. Isto acontece porque, como foram escolhidas todas curvas do perfil 2, este é o intervalo que compreende os valores mais altos de eficiência.

Analisando os patamares, vê-se que nos patamares 1 e 2, os mais altos, todas as UGs foram despachadas. No caso do primeiro patamar, todas as UGs foram alocadas no intervalo 148 a 162, ou mais precisamente, todas foram despachadas em 154,67 MW (Tabela 6.5). No segundo patamar, como a carga é menor, as UGs foram despachadas no intervalo em que a curva do perfil 2 possui maiores patamares de eficiência, entre os valores 135 e 148 MW. Já no terceiro patamar, uma UG foi mantida parada, fazendo com que as demais se mantivessem no intervalo de maior eficiência.

Tabela 6.4 - Alocação de geração para AGs - cenário USB 1

Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	-	-	1	1
40 ─ 54	-	-	-	-
54 ─ 67	-	-	-	-
67 ─ 81	-	-	-	-
81 ─ 94	-	-	-	-
94 ─ 108	-	-	-	-
108 ─ 121	-	-	-	-
121 ─ 135	-	-	-	-
135 ─ 148	-	6	5	11
148 ─ 162	6	-	-	6
162 ─ 175	-	-	-	-

Tabela 6.5 - Melhor solução obtida com AGs - cenário USB 1

UG	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3
1	154,67	138,45	143,28
2	154,67	136,14	141,23
3	154,67	140,75	143,28
4	154,67	139,34	0
5	154,67	137,43	141,52
6	154,67	139,90	142,69

A simulação com o método de LS convergiu para uma solução próxima daquela do método de AGs. A função objetivo de convergência foi 94,455. O método iniciou-se com três retas aproximantes a cada uma das curvas. Ao final da convergência, a curva do perfil 1 continuou com 3 retas, ou seja, em nenhuma das iterações foi escolhida esta curva. As curvas dos perfis 2 e 3 terminaram com 12 e 7 retas, respectivamente, sendo a do perfil 2 foi a escolhida para todas as UGs.

Ao total, foram 4 iterações até a convergência, e, para cada iteração, foi fixado o tempo limite de 30 minutos. A melhor solução encontrada é apresentada na Tabela 6.7. A Tabela 6.6, de alocação de geração para a metodologia de LS, é igual à Tabela 6.4, que possui a alocação da geração para a metodologia de AGs.

Tabela 6.6 - Alocação de geração para LS - cenário USB 1

Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	-	-	1	1
40 ┤ 54	-	-	-	-
54 ┤ 67	-	-	-	-
67 ┤ 81	-	-	-	-
81 ┤ 94	-	-	-	-
94 ┤ 108	-	-	-	-
108 ┤ 121	-	-	-	-
121 ┤ 135	-	-	-	-
135 ┤ 148	-	6	5	11
148 ┤ 162	6	-	-	6
162 ┤ 175	-	-	-	-

Tabela 6.7 - Melhor solução obtida com LS - cenário USB 1

UG	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3
1	154,67	136,25	142,34
2	154,67	139,15	0
3	154,67	139,15	139,15
4	154,67	139,15	143,50
5	154,67	139,15	143,50
6	154,67	139,15	143,50

Portanto, para este cenário, as metodologias de AGs e LS convergiram para soluções muito próximas. Com relação ao tempo processamento, os AGs se mostraram mais eficientes, demorando pouco mais de um minuto para 2500 iterações. O perfil 1 é tipicamente uma curva de turbina Kaplan, e para os demais, as curvas são mais acentuadas, representando curvas de turbinas tipo Hélice. Desta forma, os resultados com este cenário mostram que é preferível escolher turbinas Hélice, desde que a operação seja adequada, sempre buscando as regiões de maior eficiência da turbina.

Cenário USB 2

Nas simulações com o cenário USB 2 (o mesmo do ajuste de parâmetros da Subseção 6.1.1), a curva do tipo 2 foi escolhida para todas as UGs, obtendo o valor da função objetivo de 94,490. O tempo de execução foi de aproximadamente 76 segundos, para 2500 iterações.

A Tabela 6.8 mostra a alocação de potência. O intervalo de 135 a 148 é o que possui a maior incidência. No patamar 1, que possui maior carga, a geração foi dividida entre as 6 UGs. No segundo e terceiro patamar, optou-se por despachar 4 e 3 UGs, respectivamente, de forma que a geração ainda permanecesse no ponto de maior eficiência daquela curva. A Tabela 6.3 mostra a solução.

Tabela 6.8 - Alocação de geração para AGs - cenário USB 2				
Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	-	2	3	5
40 ┤ 54	-	-	-	-
54 ┤ 67	-	-	-	-
67 ┤ 81	-	-	-	-
81 ┤ 94	-	-	-	-
94 ┤ 108	-	-	-	-
108 ┤ 121	-	-	-	-
121 ┤ 135	-	-	-	-
135 ┤ 148	6	4	3	12
148 ┤ 162	-	-	-	-
162 ┤ 175	-	-	-	-

O mesmo cenário resolvido com a metodologia de LS convergiu em 7 iterações, sendo que para cada iteração foi fixado o limite de 30 minutos. No final, foram inseridas 12 retas para a curva do perfil 1, 11 para a do perfil 2 e 10 para a do perfil 3. Na melhor solução obtida, foram escolhidas 5 UGs com curvas do perfil 2 e 1 do perfil 3. A Figura 6.2 mostra todas as 11 retas da curva do perfil 2.

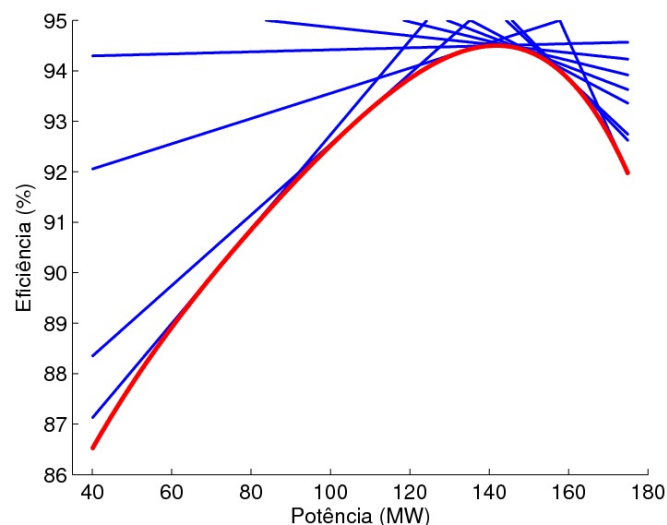


Figura 6.2 - Curva do perfil 2 e retas aproximantes

A Figura 6.3 mostra como ocorreu a convergência do método. A tendência seria que o valor da função objetivo fosse decrescente, pois, quando converge-se para uma solução, insere-se retas que fazem com que na iteração seguinte a eficiência seja menor. Desta forma, o aumento do valor da função objetivo nas últimas iterações até 94,406 pode indicar a convergência para ótimos locais nas iterações anteriores.

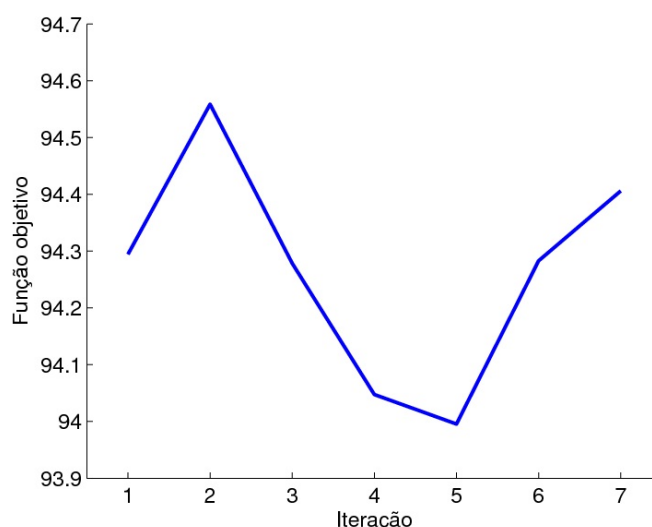


Figura 6.3 - Convergência do método LS - cenário USB 2

A melhor solução encontrada, apresentada na Tabela 6.10, mostra as principais diferenças em comparação com a solução obtida com AGs. Como a UG 1 foi escolhida com perfil 3, a alocação de geração assume valores mais baixos, justamente na região onde esta curva possui eficiências mais altas.

Tabela 6.9 - Alocação de geração nas UGs com LS (cenário USB 2)

Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	-	2	3	5
40 ┤ 54	-	-	-	-
54 ┤ 67	-	-	-	-
67 ┤ 81	-	-	-	-
81 ┤ 94	-	-	-	-
94 ┤ 108	-	-	-	-
108 ┤ 121	1	-	-	1
121 ┤ 135	-	1	1	2
135 ┤ 148	5	-	-	5
148 ┤ 162	-	3	2	5
162 ┤ 175	-	-	-	-

Tabela 6.10 - Melhor solução obtida com LS para Cenário USB 2

UG	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3
1	114,63	126,09	127,78
2	142,77	0	151,11
3	142,77	148,47	0
4	142,77	148,47	151,11
5	142,77	148,47	0
6	142,77	0	0

Logo, para o cenário USB 2, a metodologia de AGs obteve melhores valores de função objetivo que LS. Enquanto que para AGs, foram escolhidas apenas turbinas Hélice, para LS foi escolhida uma Kaplan e as demais Hélice. Os patamares para este cenário são mais baixos que para o cenário USB 1. Isto reflete na quantidade de UGs não despachadas, que para o cenário USB 2 é maior (Tabela 6.9). Com isto, a quantidade de possibilidades de combinação das variáveis inteiras para este cenário é maior, o que pode ser uma razão do porquê o desempenho com LS foi pior que com AGs neste cenário.

6.1.3 UHE Ilha Solteira

Esta UHE possui 20 UGs e dois perfis de curva de eficiência. Os resultados apresentados para este cenário contemplam apenas a metodologia de AGs, visto que para a metodologia de LS não houve convergência pois o número de variáveis inteiras cresceu significativamente com relação ao cenário com 6 UGs da UHE Sobradinho.

Esta simulação foi feita com os dados apresentados na Subseção 5.1.4. São dois os perfis de curvas de eficiência, sendo que o primeiro possui pico no intervalo entre 130 e 140MW, e o segundo no intervalo entre 120 e 130 MW. A Tabela 6.11 mostra a solução obtida, na qual apenas para três UGs foi escolhida a curva de perfil 2, e as restantes foram escolhidas com o perfil 1. Estão instaladas na UHE 16 UGs com o perfil 1 e 4 com o perfil 2, logo, os resultados mostram decisão contrária ao instalado.

Tabela 6.11 - Melhor solução obtida com AGs para a UHE Ilha Solteira

UG	Perfil de curva	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3
1	1	137,42	132,07	0
2	1	134,4	135,2	124,15
3	1	135,34	0	131,5
4	2	137,6	125,87	0
5	1	0	135,57	0
6	1	0	128,22	129,22
7	1	136,66	134,07	126,93
8	1	133,24	130,22	134,47
9	1	136,29	134,74	0
10	2	132,32	0	0
11	1	0	0	128,14
12	1	134,58	136,41	120,96
13	1	0	0	0
14	1	137,31	126,76	138,68
15	1	0	0	0
16	2	135,82	127,09	125,16
17	1	135,89	0	0
18	1	139,68	129,53	0
19	1	138,76	127,55	132,7
20	1	134,69	132,76	136,09

Nas Tabelas 6.12 e 6.13, pode-se ver a distribuição da potência gerada por cada um dos perfis 1 e 2, respectivamente. Como esperado, as UGs com curvas de perfil 1 foram, na sua maioria, alocadas no intervalo de maior potência (entre 130 e 140MW). Já as UGs com curvas de perfil 2 foram mais distribuídas nos dois últimos intervalos, considerando o total para todos os patamares.

Tabela 6.12 - Alocação de geração nas UGs com perfil 1 para a UHE Ilha Solteira

Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	5	5	7	17
100 ┤ 110	-	-	-	-
110 ┤ 120	-	-	-	-
120 ┤ 130	-	4	5	9
130 ┤ 140	12	8	5	25

Tabela 6.13 - Alocação de geração nas UGs com perfil 2 com AGs (cenário ILS)

Intervalo	Patamar 1	Patamar 2	Patamar 3	Total
0	-	1	2	3
100 ┤ 110	-	-	-	0
110 ┤ 120	-	-	-	0
120 ┤ 130	-	2	1	3
130 ┤ 140	3	-	-	3

O patamar 1 é o de maior carga, e o 3 é o que possui a menor carga. Para o perfil 1, nos patamares mais pesados, tem-se maior alocação de geração no último intervalo, em que se tem maior eficiência. Os dois primeiros patamares possuem a mesma quantidade de UGs despachadas, de forma que a geração de cada UG é diminuída do primeiro para o segundo patamar. À medida em que a carga diminui, tem-se que a distribuição de alocação nos dois últimos intervalos vai se igualando.

Para as UGs com curva perfil 2, os patamares 2 e 3 se comportaram conforme o esperado, tendo maior alocação de geração no intervalo entre 120 e 130 MW. A quantidade de UGs despachadas do patamar 2 para o 3 diminuiu de forma a manter a geração no intervalo de maior eficiência. Já no patamar 1, todas as UGs foram despachadas e alocadas no último intervalo, em que a eficiência da curva de perfil 2 é inferior à do perfil 1, de forma que poderia ter-se diminuído a geração das UGs com curva perfil 2 e despachado mais UGs com perfil 1.

O critério de parada do método foi um número fixo de iterações, no caso 5000, o que levou aproximadamente 42 minutos, podendo-se ver, na Figura 6.4, que a convergência ocorreu antes de 500 iterações. O tempo para a convergência ocorreu em menos de 4 minutos.

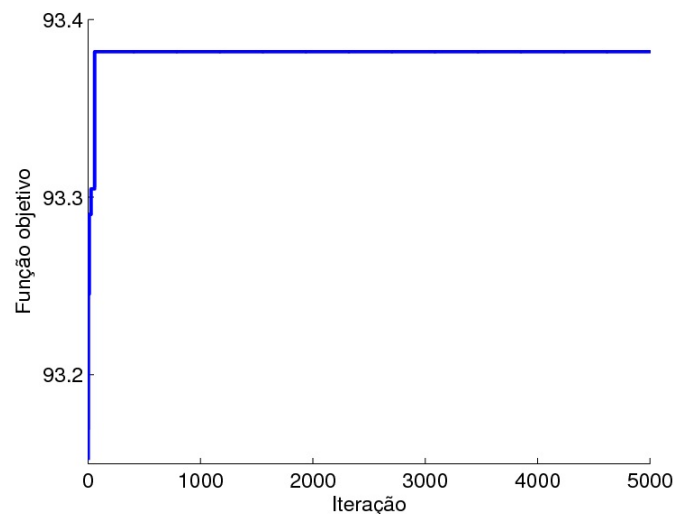


Figura 6.4 - Convergência para a especificação de UGs - cenário UHE Ilha Solteira

6.2 Operação Diária de Usinas Hidrelétricas

6.2.1 Operação de Usinas Hidrelétricas em Cascata

A metodologia para otimização de UHEs em cascata foi feita especificamente para a cascata de UHEs da CHESF no Rio São Francisco. A Figura 4.5 mostra a disposição das UHEs em questão. O problema foi formulado como linear e resolvido com técnica clássica de programação matemática utilizando o programa computacional MATLAB. A metodologia está exposta na Seção 4.3.

A Figura 6.5 mostra os resultados em termos de geração para cada uma das UHEs da cascata. Basicamente, todas as usinas acompanham a curva de carga. Uma boa característica desta solução é que como todas as usinas variam de acordo com a carga, as rampas de geração nas usinas também são menores.

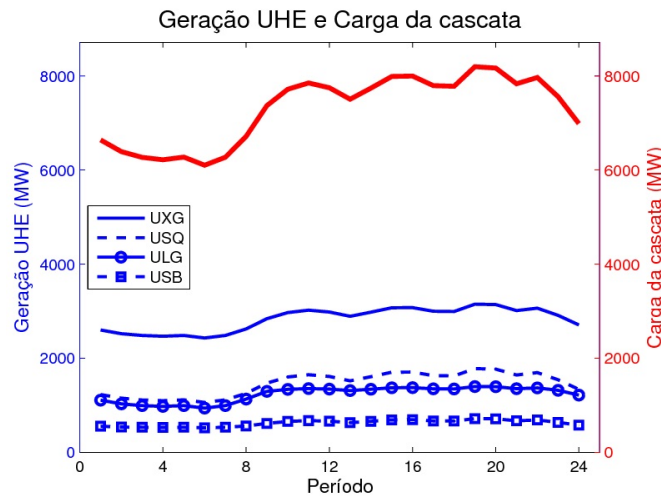


Figura 6.5 - Geração total da casacata e das UHEs

As Figuras 6.6 a 6.8 mostram os resultados em termos do comportamento do nível dos reservatórios para a presente solução. Em todas as usinas, o nível dos reservatórios apresentaram variações muito pequenas, mostrando que esta programação de operação diária é também adequada do ponto de vista da operação hidráulica do sistema. Um outro aspecto importante deste resultado é que a representação mais simplificada adotada pelo modelo assegura a coordenação hidráulica da

Cascata.

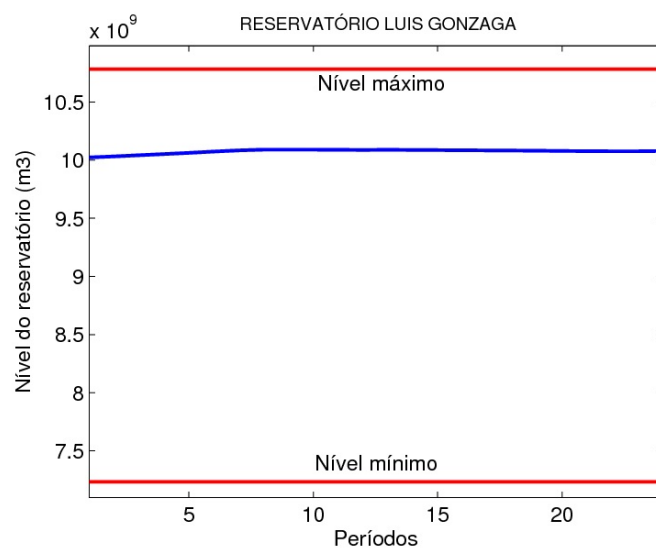


Figura 6.6 - Reservatório da UHE Luiz Gonzaga

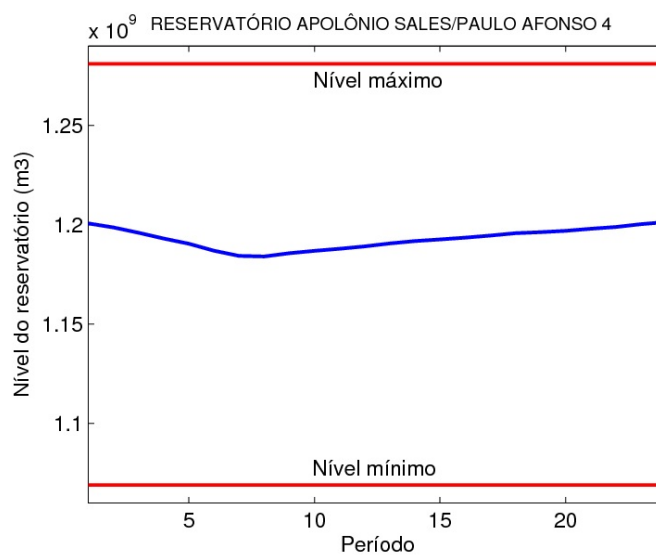


Figura 6.7 - Reservatório da UHE Paulo Afonso IV

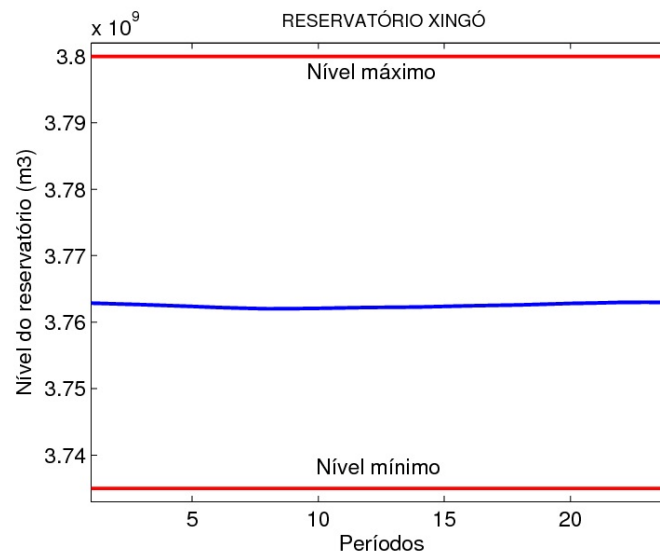


Figura 6.8 - Reservatório da UHE Xingó

6.2.2 Despacho de Unidades Geradoras: Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos

AGs foram utilizados para as duas fases do problema de despacho de UGs. Para a fase 1, foram executadas todas as combinações de operadores e as taxas de mutação da Tabela 6.2. Ao total, são 320 combinações, visto que são 4 operadores de seleção, 4 de cruzamento, 4 de mutação e 5 taxas de mutação. A taxa de cruzamento foi fixada em 1.

Para o ajuste, foram consideradas duas cargas, uma de 500 MW e outra de 810 MW. Os melhores resultados para as duas cargas estão apresentadas nas Tabelas 6.14 e 6.15. As quatro primeiras colunas mostram os operadores e taxa de mutação. A quinta coluna se refere à quantidade de soluções diferentes armazenadas e a última coluna é a média da função objetivo dessas soluções.

Como na fase 1 é importante o armazenamento de soluções diversas para que obtenha-se boas soluções não dominadas na fase 2, escolheu-se as combinações que garantissem o maior número de soluções diferentes. Foram selecionadas 39 combinações referentes à carga 500MW e 14 da 810MW. Após isto, selecionou-se apenas as combinações que estão presentes nas duas tabelas (6.14 e 6.15), ou seja, seis delas, marcadas em negrito. Destas chegou-se à melhor combinação:

- Seleção: 1 - Roleta
- Cruzamento: 4 - Aritmético

- Mutação: 3 - Inversão 01
- Taxa de Mutação: 0,2

Tabela 6.14 - Resultados das melhores combinações de parâmetros - fase 1, 500 MW

Parâmetros				Média função	
Seleção	Cruzamento	Mutação	Taxa mut	Soluções	objetivo
1	1	2	0,1	27	89,859
1	1	2	0,2	25	89,966
1	2	2	0,05	25	90,213
1	2	2	0,2	28	90,287
1	2	3	0,2	31	89,818
1	3	2	0,1	27	90,291
1	3	2	0,2	28	90,241
1	3	3	0,1	27	90,189
1	3	3	0,2	25	89,961
1	3	4	0,2	25	90,558
1	4	2	0,2	29	89,762
1	4	3	0,2	29	90,279
1	4	4	0,2	26	90,482
2	1	2	0,2	31	90,422
2	1	3	0,2	30	90,223
2	2	2	0,2	26	90,365
2	2	3	0,2	26	90,028
2	3	2	0,1	26	90,638
2	3	3	0,2	30	90,065
2	4	2	0,1	27	90,190
2	4	2	0,2	25	90,602
2	4	3	0,2	27	90,223
2	4	4	0,2	25	90,702
3	1	2	0,1	26	90,294
3	1	3	0,2	26	90,575
3	2	2	0,2	26	90,510
3	2	3	0,2	26	90,380
3	3	2	0,2	26	90,634
3	4	2	0,2	28	89,957
3	4	3	0,2	28	90,462
4	1	2	0,2	25	90,681
4	1	3	0,2	28	90,094
4	2	2	0,2	27	90,230
4	2	3	0,1	25	90,329
4	2	3	0,2	26	90,378
4	3	2	0,2	28	90,188
4	3	3	0,2	26	90,027
4	4	2	0,2	28	89,623
4	4	3	0,2	27	90,750

Tabela 6.15 - Resultados das melhores combinações de parâmetros - fase 1, 810 MW

Parâmetros				Média função	
Seleção	Cruzamento	Mutação	Taxa mut	Soluções	objetivo
1	1	3	0,2	6	90,098
1	1	4	0,2	6	90,192
1	2	2	0,2	7	90,257
1	2	3	0,1	7	89,975
1	2	3	0,2	7	90,307
1	2	4	0,2	6	89,964
1	3	2	0,2	6	90,319
1	3	4	0,1	6	90,153
1	3	4	0,2	6	89,891
1	4	2	0,1	6	90,314
1	4	3	0,2	7	90,413
1	4	4	0,2	7	90,311
2	3	4	0,2	6	89,297
3	2	1	0,2	6	89,966

6.2.3 Despacho de Unidades Geradoras: UHE Sobradinho

Conforme apresentado na Seção 4.4, o problema de despacho de UGs é resolvido através de técnicas de AGs e foi desenvolvido em duas fases. Trata-se de um problema bi-objetivo, sendo um objetivo a maximização da eficiência e o outro a minimização de partidas e paradas de UGs.

Para o caso da UHE Sobradinho, cujos dados do estudo de caso estão apresentados na Subseção 5.2.2, a curva de carga foi obtida através da otimização de UHEs em cascata. Foram obtidas 8 soluções não dominadas, cujos valores das funções objetivo podem ser vistas na Figura 6.9. A solução representada pelo ponto mais à esquerda é a que possui o menor número de manobras, apenas 5 em todo o dia, representando uma eficiência total de 90,970%. A Tabela 6.16 mostra o *status* das UGs para esta solução. Cada linha representa uma UG. As UGs 1, 2 e 4 permanecem ativas em todo o dia. Já as UGs 5 e 6 iniciam o dia desativadas, para serem despachadas nos períodos 8 e 6, respectivamente. As UGs 3, 5 e 6 são as que sofrem partidas e/ou paradas.

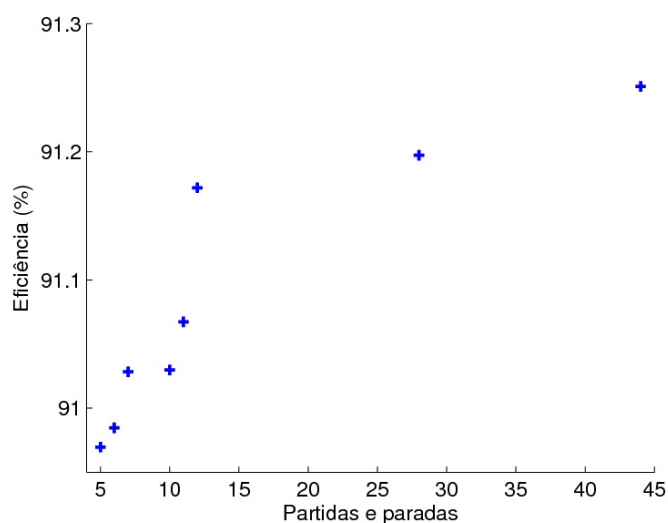


Figura 6.9 - Soluções não dominadas para a UHE Sobradinho

Tabela 6.16 - *Status* das UGs da USB para a solução com menos manobras

UG	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Por outro lado, a solução com maior número de partidas e paradas (44) é representada pelo ponto mais à direita na Figura 6.9. No entanto, possui eficiência superior às demais, 91,251%. O *status* das UGs para esta solução é mostrado na Tabela 6.17. Verifica-se várias manobras de parar e partir UGs em intervalos subsequentes, como é o caso, por exemplo, da UG 1 no período de 4 a 6.

Tabela 6.17 - *Status* das UGs da USB para a solução com mais manobras

UG	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0
3	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1
4	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
6	1	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0

A escolha da melhor solução depende das prioridades do tomador de decisões. Se a quantidade de manobras de UGs for determinante para a escolha da solução, a preferência é pela solução com apenas 5 manobras. Por outro lado, se a prioridade for a obtenção da máxima eficiência possível, a solução adequada seria aquela que garante 91,251%. No entanto, se a opção não é tão extremista, uma forma de escolher soluções é colocar os ganhos e as perdas na mesma unidade de

medida, sendo comum a unidade monetária.

Para quantificar as perdas e ganhos das soluções, foi considerada a estimativa do custo de cada manobra de UG apresentada por Nilsson e Sjelvgren (1997), como sendo 3 US\$/MW vezes a capacidade nominal da UG. Levando em conta a taxa de câmbio entre o real e o dólar em R\$/US\$ 1,659, tem-se que 3 US\$ equivalem a R\$ 4,977. A primeira coluna da Tabela 6.18 apresenta as quantidades de manobras de UGs. Como a potência nominal da UG é 175 MW, cada par de manobras (uma partida mais uma parada) implica em um custo de R\$ 870,98. A coluna “R\$ manobras” apresenta os custos referentes às manobras.

Por outro lado, considerou-se inicialmente o preço da energia em R\$ 34,23/MWh, que é a média do preço no ano de 2009 para o Subsistema NE (Tabela 5.4). Os cálculos foram feitos para um referencial de 90%. Assim, a coluna “MWh referencial 90%” apresenta a diferença da energia utilizada para a eficiência referente à solução e o referencial de 90%. Para o cálculo, deve-se primeiramente saber a energia gerada no dia, que no caso é 14,878 MWh. Para a eficiência de 90,970%, a energia bruta utilizada para gerar a energia líquida de 14,878 MWh é $14,878/0,90970 = 16,355$ MWh. Por outro lado, para a eficiência de 90%, a energia bruta é 16,531 MWh. A diferença entre as energias brutas é 176 MWh. Multiplicando este valor pelo preço da energia, tem-se o valor de R\$ 6.034 (coluna “R\$ energia”).

A última coluna (“R\$”) da tabela possui a soma das colunas “R\$ manobras” e “R\$ energia”. No caso, a solução que possui o maior valor é a primeira. A escolha da solução não depende do referencial tomado. Por exemplo, se o referencial fosse 90,97%, a coluna “R\$” possuiria apenas valores negativos, mas a primeira continuaria com o maior valor.

Tabela 6.18 - Comparação das soluções não dominadas para a USB - R\$ 34,23/MWh

Manobras de UGs	Eficiência dia (%)	R\$ manobras	MWh referencial 90%	R\$ energia	R\$
5	90,970	-2177	176	6034	3856
6	90,985	-2613	179	6126	3513
7	91,028	-3048	187	6390	3342
10	91,030	-4355	187	6403	2048
11	91,067	-4790	194	6630	1840
12	91,172	-5226	213	7274	2048
28	91,197	-12194	217	7427	-4766
44	91,251	-19161	227	7758	-11404

Por outro lado, considerando o preço da energia em R\$ 100/MWh, a melhor solução muda.

A Tabela 6.19 mostra os valores. Apenas as duas últimas colunas estão diferentes. Neste caso, a melhor solução seria aquela que possui 12 manobras.

Tabela 6.19 - Comparação das soluções não dominadas para a USB - R\$ 100/MWh

Manobras de UGs	Eficiência dia (%)	R\$ manobras	MWh referencial 90%	R\$ energia	R\$
5	90,970	-2177	176	17627	15449
6	90,985	-2613	179	17897	15284
7	91,028	-3048	187	18669	15621
10	91,030	-4355	187	18705	14350
11	91,067	-4790	194	19369	14579
12	91,172	-5226	213	21250	16025
28	91,197	-12194	217	21698	9504
44	91,251	-19161	227	22663	3502

Considerando o intervalo de 0 a 300R\$/MWh, tem-se que para o preço da energia entre 0 e 79,18R\$/MWh a solução que possui 5 manobras é a melhor opção. Para o preço da energia entre 79,18 e 83,77R\$/MWh, a melhor opção é a solução que possui 7 manobras, e de 83,77 até 300R\$/MWh a melhor opção é a com 12 manobras. A última solução (44 manobras) apenas seria viável para a energia com um preço próximo a 1.000R\$/MWh.

6.2.4 Despacho de Unidades Geradoras: UHE Ilha Solteira

Conforme mencionado no Capítulo 5, a UHE Ilha Solteira possui 20 UGs, e, portanto, o número de partidas e paradas dela naturalmente é maior que da UHE Sobradinho. A Figura 6.10 mostra as 9 soluções não dominadas obtidas. O número de manobras das soluções vai desde 47 até 129. A Tabela 6.20 mostra o *status* das UGs para a solução que possui o menor número de partidas e paradas. Cada coluna representa uma UG, sendo que as linhas se referem às horas do dia.

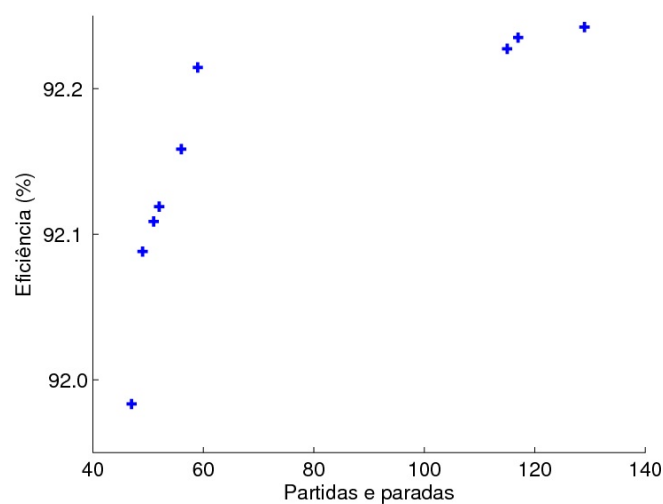


Figura 6.10 - Soluções não dominadas para a UHE Ilha Solteira

Tabela 6.20 - Status das UGs da UHE ILS para a solução com menos manobras

Período	UG																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0
2	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
3	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
4	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
5	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
6	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0
7	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1
8	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0
13	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
14	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
15	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
16	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
17	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
18	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
19	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
21	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
22	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
23	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1
24	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1

A Tabela 6.21 apresenta a comparação entre soluções. Para a Tabela 6.21, foi utilizado o preço da energia em R\$ 39,26/MWh, que é a média para o ano de 2009 para o Subsistema SE (Tabela 5.4). A conta do ganho referente às partidas e às paradas é feita com o valor de referência de R\$ $4,977 \times 140$ por par de manobras. A potência de 140 MW é a nominal de cada UG.

Os cálculos seguem o mesmo padrão da Subseção 6.2.3. A energia líquida gerada no dia é 45.450MWh. Considerando o referencial de 90%, calcula-se a diferença entre a energia bruta

referente a uma solução e o referencial. Segundo os dados apresentados na Tabela 6.21, a solução mais vantajosa para o preço R\$ 39,26/MWh é a que possui 49 partidas e paradas.

Tabela 6.21 - Comparação das soluções não dominadas para a UHE ILS - R\$ 39,26/MWh

Manobras de UGs	Eficiência dia (%)	R\$ manobras	MWh referencial 90%	R\$ energia	R\$
47	91,983	-16374	356	13992	-2383
49	92,088	-17071	375	14716	-2355
51	92,109	-17768	379	14860	-2908
52	92,119	-18116	380	14929	-3187
56	92,158	-19510	387	15197	-4312
59	92,215	-20555	397	15589	-4966
115	92,227	-40065	399	15672	-24393
117	92,235	-40762	401	15727	-25035
129	92,242	-44942	402	15775	-29168

Para a energia com o preço de R\$ 100/MWh, a solução mais vantajosa continua a ser a com 49 partidas e paradas, como mostra a Tabela 6.22. Mais precisamente, para o preço da energia no intervalo entre R\$ 36,68/MWh e R\$158,36/MWh, a solução com 49 partidas e paradas é a mais vantajosa. Abaixo deste intervalo, a solução com o menor número de manobras (47) é a mais vantajosa, e no intervalo de R\$ 158,36/MWh, até R\$ 9.755/MWh, é preferível a que possui 59 manobras. Um preço acima de R\$ 9.755/MWh, o que é impraticável, implica que a solução com 115 manobras é a mais vantajosa.

Tabela 6.22 - Comparação das soluções não dominadas para a UHE ILS - R\$ 100/MWh

Manobras de UGs	Eficiência dia (%)	R\$ manobras	MWh referencial 90%	R\$ energia	R\$
47	91,983	-16374	356	35638	19264
49	92,088	-17071	375	37483	20411
51	92,109	-17768	379	37851	20083
52	92,119	-18116	380	38026	19910
56	92,158	-19510	387	38710	19200
59	92,215	-20555	397	39708	19153
115	92,227	-40065	399	39918	-147
117	92,235	-40762	401	40057	-704
129	92,242	-44942	402	40180	-4762

7 Considerações Finais

7.1 Conclusões

Foram propostos dois problemas relacionados à otimização do potencial de geração de usinas hidrelétricas.

O primeiro deles, especificação de unidades geradoras, trata da escolha de perfis de curvas de eficiência para as unidades geradoras de forma a maximizar a eficiência na geração. É uma abordagem não encontrada na bibliografia. Para este problema, foram propostas metodologias utilizando algoritmos genéticos e linearizações sucessivas. Os algoritmos genéticos se mostraram mais eficientes, principalmente com relação ao tempo computacional. Para um dos cenários de uma usina com seis unidades, as metodologias convergiram para soluções muito próximas, mas, para outro cenário, também com seis unidades, os algoritmos genéticos convergiram para melhor solução. Já para problemas maiores, como para a usina utilizada no estudo de caso com vinte unidades, as linearizações sucessivas se mostraram pouco robustas, não convergindo para solução alguma.

Foram utilizadas curvas de eficiência características de turbinas Kaplan e Hélice. Os resultados mostram que, com operação adequada, pode-se chegar a patamares de eficiência com turbinas Hélice superiores às Kaplan, e o primeiro tipo possui a vantagem de ter menor custo. Isso mostra que, além de economicamente vantajoso, instalar turbinas Hélice pode ser vantajoso no aspecto eficiência, desde que a operação seja adequada. Dependendo do tipo da usina, podem ser instaladas turbinas tipo Hélice sempre operando com alta eficiência, na base, e turbinas Kaplan fazendo o seguimento de carga e disponibilidade de reserva girante.

Por outro lado, foi feita uma simulação com uma usina que possui vinte unidades geradoras, com duas características diferentes de turbinas Francis, sendo que quatro unidades possuem uma característica e o restante a segunda. As simulações convergiram para solução em que três são da segunda característica e as demais da primeira, contrastando com a configuração instalada na usina.

O segundo problema de otimização é a operação diária de usinas hidrelétricas, dividida em dois subproblemas, a operação de usinas em cascata e o despacho de unidades geradoras. O primeiro subproblema foi proposto como um modelo linear. Esta metodologia se mostrou bastante

adequada ao problema, que buscou utilizar-se de uma formulação mais simplificada possível, trazendo vantagem do ponto de vista da sua rápida resolução. As soluções atendem à coordenação hidráulica entre as usinas, mantendo também os reservatórios sempre em níveis permitidos, atendendo à carga total da cascata.

Para o segundo subproblema, foi proposta uma metodologia em duas fases utilizando algoritmos genéticos. A primeira fase explora a região factível maximizando a eficiência. A segunda fase faz a exploração da região factível, maximizando a eficiência e minimizando a quantidade de partidas e paradas de unidades geradoras. O resultado é a obtenção de diversas soluções com características de partidas e paradas e eficiência diferentes, de forma que o tomador de decisões escolhe uma de acordo com a sua prioridade. Os ganhos em eficiência e partidas e paradas foram quantificados segundo o preço da energia e custos de manobras de máquinas encontrados na bibliografia. Estes preços e custos indicam a solução mais vantajosa economicamente.

Ambas as metodologias auxiliam na tomada de decisões, seja na operação ou na especificação de turbinas para usinas em construção ou em repotenciação.

Os problemas resolvidos são não lineares, não convexos e possuem variáveis reais e inteiras. Estas condições contribuem para o aumento da dificuldade de resolução destes problemas. Baseado nisto, propôs-se a utilização de uma metodologia de algoritmos genéticos implementada para os problemas tratados. Foram propostos operadores genéticos especificamente para os problemas tratados e foram feitas adaptações a operadores encontrados na bibliografia.

7.2 Recomendações para Trabalhos Futuros

Os problemas tratados nesta tese abrem espaço para futuros trabalhos. Seguem sugestões de continuidade.

A metodologia de operação de usinas hidrelétricas tratada nesta tese compreende o horizonte de um dia. Sugere-se aumentar a abrangência do horizonte, desenvolvendo metodologias para a otimização mensal ou semanal, com base semanal ou diária.

Utilizou-se produtividades constantes na resolução do problema de otimização da operação de usinas hidrelétricas em cascata. Recomenda-se a implementação de metodologia atualizando a

produtividade a cada iteração, ou mesmo a utilização das curvas de geração, na busca de um ponto fixo.

Com relação à metodologia de duas fases proposta para a resolução do problema de despacho de unidades geradoras, sugere-se, como alternativa, a implementação de uma metodologia de uma fase, utilizando SPEA, para a comparação com a de duas fases.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABIDO, M. A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 10, n. 3, p. 315–329, 2006. 11

ALSTOM. **Cálculo CFD da Turbina Francis para o Projeto da UHE Boa Esperança (UG-1 e 2)**. [S.l.], 2005. 23

ALVES, G. M. **Avaliação da Viabilidade de Implantação de uma Microcentral Hidrelétrica, para Atender Consumidores Localizados em Regiões Isoladas**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Ciências Agronômicas - Universidade Estadual Paulista, 2007. 19

ANDRADE, L. A. et al. **Estudo Comparativo dos Métodos de Medição de Vazão - Uma Aplicação em Comissionamento de Turbinas Hidráulicas**. 2002. Seminários Internos do Centro de Pesquisas Hidráulicas I. Disponível em:
<http://www.cph.eng.ufmg.br/docscph/matevento15.pdf>. Acesso em: Maio de 2006. 35

ANEEL. **Banco de Informações de Geração**. 2010. Disponível em:
<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/OperacaoCapacidadeBrasil.asp>. Acesso em: Maio de 2010. 1

AO, J. P. S. C. et al. Nonlinear optimization method for short-term hydro scheduling considering head-dependency. **European Transactions on Electrical Power**, v. 20, p. 172–183, 2008. 9

BÄCK, T. Computing with biological metaphors. In: _____. [S.l.]: Chapman & Hall, 1994. cap. Evolutionary Algorithms: Comparison of Approaches, p. 227–243. 44

BÄCK, T.; FOGEL, D. B.; MICHALEWICZ, Z. **Evolutionary Computation 2 - Advanced Algorithms and Operators**. [S.l.]: Institute of Physics Publishing, 2000. 61

BOOKER, L. B.; GOLDBERG, D. E.; HOLLAND, J. H. Classifier systems and genetic algorithms. **Artificial Intelligence**, v. 40, p. 235–282, 1989. 42

CALAINHO, J. A. L. et al. Cavitação em turbinas hidráulicas do tipo Francis e Kaplan no Brasil. In: **XV SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**. Foz do Iguaçu, Brasil: [s.n.], 1999. 25

CHANG, G. W. et al. Experiences with mixed integer linear programming based approaches on short-term hydro scheduling. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 16, n. 4, p. 743–749, November 2001. 7

COELLO, C. A. C.; LAMONT, G. B. **Applications of Multi-Objective Evolutionary Algorithms. Advances in Natural Computation – Vol. 1**. [S.l.]: World Scientific, 2004. 47, 49

COELLO, C. A. C.; LAMONT, G. B.; Van Veldhuizen, D. A. **Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems**. 2. ed. [S.l.]: Springer, 2007. 45

COLNAGO, G. R. **Modelo de despacho ótimo com tratamento individual de unidades geradoras em usinas hidrelétricas**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2007. 3, 34, 97

CONEJO, A. J. et al. Self-scheduling of a hydro producer in a pool-based electricity market. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 4, p. 1265–1272, 2002. 8

COSTA, T.; SANTOS, D.; LANÇA, R. **Turbo máquinas hidráulicas (Turbinas)**. 2001. Disponível em <http://w3.ualg.pt/~rlanca/sebentahidaplicada/ha06turbinas.pdf> . Acesso em: Dezembro de 2010. 18

De Jong, K. A. **Evolutionary Computation: a unified approach**. [S.l.]: MIT Press, 2006. 42

DEB, K. **Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms**. [S.l.]: John Wiley &

Sons, Inc, 2001. 44

DINIZ, A. L.; MACEIRA, M. E. P. A four-dimensional model of hydro generation for the short-term hydrothermal dispatch problem considering head and spillage effects. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, p. 1298–1308, 2008. 9

DIXON, S. L. **Fluid Mechanics and Thermodynamics of Turbomachinery**. 4. ed. [S.l.: s.n.], 1998. 16, 17, 18

DONOSO, Y.; FABRGAT, R. **Multi-Objective Optimization in Computer Networks Using Metaheuristics**. [S.l.]: Auerbach Publications, 2007. 48

DRTINA, P.; SALLABERGER, M. Hydraulic turbines-basic principles and state-of-the-art computational fluid dynamics applications. **Journal of Mechanical Engineering**, v. 213, p. 85–102, 1999. 19, 20

ENCINA, A. S. A. **Despacho Ótimo de Unidades Geradoras Em Sistemas Hidrelétricos Via Heurística Baseada Em Relaxação Lagrangeana e Programação Dinâmica**. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2006. 8, 10

EPE. **Plano Nacional de Energia 2030**. 2007. 1

EPE. **Considerações sobre Repotenciação e Modernização de Usinas Hidrelétricas**. Junho 2008. Nota técnica DEN 03/08. 1

EPE. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2008/2017**. Rio de Janeiro, 2009. 1

ESCOBAR, R. L. **Otimização de Parâmetros de Projeto de Sistemas Mecânicos através de Algoritmo Genético Multi-Objetivos**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2007. 44

FAN, J. Y.; MCDONALD, J. D. A practical approach to real time economic dispatch considering unit's prohibited operating zones. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 9, n. 4, p. 1737 – 1743, 1994. 6

FARIA, A. M.; CORREIA, P. de B.; SALMAZO, C. T. Alocação de geração e reserva girante em usinas hidrelétricas considerando as faixas operativas das unidades. In: **XXV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Campinas: [s.n.], 1993. 6

FINARDI, E. C.; SILVA, E. L. D. Unit commitment of single hydroelectric plant. **Electric Power Systems Reserarch**, v. 75, p. 116 – 123, 2005. 8

FOGEL, L. A.; OWENS, A.; WALSH, M. **Artificial Intelligence through Simulated Evolution**. New York: [s.n.], 1966. 42

FOX, R. W.; MCDONALD, A. T. **Introduction do Fluid Mechanics**. 4. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1998. 17

GORLA, R. S. R.; KHAN, A. A. **Turbomachinery: Design and Theory**. [S.l.]: Marcel Dekker, Inc., 2003. 20, 21

GUAN, X.; SVOBODA, A.; LI, C. Scheduling hydro power systems with restricted operating zones and discharge ramping constraints. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 1, p. 126–131, 1999. 7

HOLLAND, J. Outline for a logical theory of adaptative systems. **JACM**, v. 9, p. 297–314, 1962. 42

HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial System**. [S.l.]: The University of Michigan Press, 1975. 59

HUSSAIN, T. S. An introduction to evolutionary computation. In: **1998 CITO Researcher**

Retreat. Hamilton, Ontario: [s.n.], 1998. 43

KAZARLIS, S. A.; BAKIRTZIS, A. G.; PETRIDIS, V. A genetic algorithm solution to the unit commitment problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 11, p. 83–92, 1996. 10, 62

KHATAMI, S.; BREADNER, J.; MEECH, J. A. Unit commitment for bc-hydro's mica dam generating plant using a genetic algorithm approach. In: **3rd International Conference on IPMM**. Richmond: [s.n.], 2001. 11

KONAK, A.; COIT, D. W.; SMITH, A. E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 91, p. 992–1007, 2006. 49

KOZA, J. R. **Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection**. [S.l.]: MIT Press, 1992. 42

LAWRENCE, J. A.; PASTERNAK, B. A. **Applied Management Science: Modeling, Spreadsheet Analysis, and Communication for Decision Making**. 2. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2002. 48

LI, C. et al. Hydro unit commitment in hydro-thermal optimization. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 12, p. 764–769, 1997. 7

MACINTYRE, A. J. **Máquinas Motrizes Hidráulicas**. Rio de Janeiro: Editora Guanabara Dois S.A., 1983. 19, 21, 22

MATAIX, C. **Mecanica de Fluidos y Maquinas Hidraulicas**. [S.l.]: Harper & Row Publishers Inc., 1970. 21

NB-228. **Ensaio de Recepção de Turbinas Hidráulicas**. [S.l.], 1974. 35

NILSSON, O.; SJELVGREN, D. Hydro unit start-up costs and their impact on the short term

scheduling strategies of swedish power producers. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, p. 38 – 43, 1997. 5, 6, 33, 118

NILSSON, O.; SÖDER, L.; SJELVGREN, D. Integer modelling of spinning reserve requirements in short term scheduling hydro systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 3, p. 959 – 964, 1998. 7

OHISHI, T. et al. Otimização do despacho das máquinas das usinas do Rio Paranapanema. In: **II Congresso de Inovação Tecnológica Em Energia Elétrica**. Brasília: [s.n.], 2001. 7

ONS. **Procedimentos de Rede: Módulo 7 - Planejamento da operação energética**. [S.l.], 2009. 28

PÉREZ-DÍAZ, J. I.; WILHELMI, J. R.; SÁNCHEZ-FERNÁNDEZ, J. A. Short-term operation scheduling of a hydropower plant in the day-ahead electricity market. **Electric Power Systems Research**, v. 80, p. 1535–1542, 2010. 9

RECHENBERG, I. Cybernetic solution path of an experimental problem. In: **Library Translation 1122**. Farnborough: Royal Aircraft Establishment: [s.n.], 1965. 42

RODRIGUES, R. N.; FINARDI, E. C.; SILVA, E. L. da. Alocação de unidades hidrelétricas no problema da programação da operação energética utilizando relaxação lagrangeana e lagrangeano aumentado. **Revista Controle & Automação**, v. 17, n. 2, p. 155–166, 2006. 9

ROSA, L. P. **Geração hidrelétrica, termelétrica e nuclear**. 2007. Disponível em: <http://www.ticontrôle.gov.br/portal/pls/portal/docs/670064.PDF>. Acesso em: Abril de 2010. 1

RUDOLF, A.; BAYRLEITHNER, R. A genetic algorithm for solving the unit commitment problem of a hydro-thermal power system. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 4, p. 1460 – 1468, 1999. 10

SALMAZO, C. T. **Modelo de Otimização Eletro-Energérgico de Curto Prazo (Pré-Despacho) Aplicado Ao Sistema Copel**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 1997. 7

SANTOS, E. F.; OHISHI, T. A hydro unit commitment model using genetic algorithm. In: **Congress on Evolutionary Computation**. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 1368–1374. 11

SANTOS, E. F. D. **Um Modelo de Pré-Despacho Em Usinas Hidrelétricas Usando Algoritmos Genéticos**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2001. 10, 11

SHELDON, L. H. Field testing and optimising efficiency of hydro turbines. **Water Power & Dam Construction**, p. 22–23, Janeiro 1982. 16

SINGH, P.; NESTMANN, F. Experimental investigation of the influence of blade height and blade number on the performance of low head axial flow turbines. **Renewable Energy**, v. 36, p. 272–281, 2011. 23

SIU, T. K.; NASH, G. A.; SHAWWASH, Z. K. A practical hydro, dynamic unit commitment and loading model. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 16, n. 2, p. 301–306, 2001. 7

SOARES, S.; SALMAZO, C. T. Minimum loss predispatch model for hydroelectric power plant systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 3, p. 1220 – 1228, 1997. 1, 34

SOUSA, T.; A.JARDINI, J.; LIMA, R. In site hydroelectric power plant unit efficiency measurement. In: **IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Smart Solutions for a Changing World**. [S.l.: s.n.], 2010. 35

STEUER, R. E. **Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Application**. [S.l.]: John Willey & Sons, 1986. 48

TAKAHASHI, L. **Abordagens de Sistemas Inteligentes para a Solução do Problema de Despacho Econômico de Geração**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia de Bauru, Universidade Estadual Paulista, 2004. 43

VEIGA, J. R. C. **Oportunidades de Negócio com a Repotenciação de Usinas: Aspectos técnicos, econômicos e ambientais**. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Energia - Universidade de São Paulo, 2001. 1

VILLASANTI, C.; LUCKEN, C. V.; BARÁN, B. Dispatch of hydroelectric generating units using multi-objective evolutionary algorithms. In: **IEEE/PES Transmission & Distribution Conference & Exposition: Latin America**. [S.l.: s.n.], 2004. p. 929–934. 11

XI-DE, L.; YUAN, H. Numerical simulation-driven hydrodynamic optimization for rehabilitation & upgrading of hydro turbines. In: **Power and Energy Engineering Conference. APPEEC Asia-Pacific**. [S.l.: s.n.], 2009. 22, 23

YALCINOZ, T.; ALTUN, H. Power economic dispatch using a hybrid genetic algorithm. **IEEE Power Engineering Letters, IEEE Power Engineering Review**, v. 21, n. 3, p. 59–60, 2001. 11, 60

ZIZTLER, E.; THIELE, L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 3, n. 4, p. 257–271, 1999. 49, 50

AJUSTE DE PARÂMETROS DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Tabela A.1 - Resultados obtidos com as combinações de operadores de AG

Número da combinação	Seleção	Cruzamento	Mutaç�o	Mutaç�o de perfil	Valor da funç�o objetivo			Itera�o m�dia de converg�ncia
					M�dia	M�nimo	M�ximo	
1	1	1	1	1	94,400	94,350	94,473	2228
2	1	1	1	2	94,404	94,342	94,476	2319
3	1	1	2	1	94,477	94,457	94,490	1063
4	1	1	2	2	94,474	94,440	94,490	900
5	1	1	3	1	94,445	94,410	94,470	920
6	1	1	3	2	94,448	94,401	94,477	914
7	1	1	4	1	94,441	94,412	94,468	1994
8	1	1	4	2	94,437	94,408	94,463	2248
9	1	2	1	1	94,442	94,414	94,484	1758
10	1	2	1	2	94,448	94,416	94,483	2081
11	1	2	2	1	94,479	94,457	94,490	623
12	1	2	2	2	94,479	94,450	94,490	564
13	1	2	3	1	94,446	94,416	94,477	577
14	1	2	3	2	94,446	94,408	94,473	733
15	1	2	4	1	94,456	94,439	94,475	1907
16	1	2	4	2	94,457	94,434	94,484	1683
17	1	3	1	1	94,446	94,414	94,473	1687
18	1	3	1	2	94,445	94,417	94,482	2244
19	1	3	2	1	94,480	94,450	94,490	584
20	1	3	2	2	94,480	94,458	94,490	569
21	1	3	3	1	94,444	94,412	94,474	489
22	1	3	3	2	94,448	94,410	94,476	604
23	1	3	4	1	94,454	94,427	94,479	1469

Continua na pr xima p gina

Tabela A.1 – continuação da página anterior

24	1	3	4	2	94,455	94,429	94,480	1615
25	1	4	1	1	94,437	94,407	94,476	2145
26	1	4	1	2	94,437	94,404	94,469	2099
27	1	4	2	1	94,433	94,391	94,461	1974
28	1	4	2	2	94,447	94,408	94,483	2540
29	1	4	3	1	94,437	94,408	94,485	2323
30	1	4	3	2	94,433	94,402	94,459	2628
31	1	4	4	1	94,437	94,399	94,471	2516
32	1	4	4	2	94,441	94,406	94,468	1740
33	2	1	1	1	94,401	94,354	94,446	2088
34	2	1	1	2	94,400	94,357	94,458	2099
35	2	1	2	1	94,477	94,449	94,489	710
36	2	1	2	2	94,475	94,450	94,489	1029
37	2	1	3	1	94,445	94,412	94,474	1032
38	2	1	3	2	94,447	94,410	94,484	930
39	2	1	4	1	94,439	94,411	94,475	2162
40	2	1	4	2	94,439	94,409	94,469	1802
41	2	2	1	1	94,444	94,415	94,479	1886
42	2	2	1	2	94,450	94,418	94,481	2369
43	2	2	2	1	94,478	94,455	94,488	603
44	2	2	2	2	94,479	94,439	94,490	706
45	2	2	3	1	94,447	94,419	94,478	565
46	2	2	3	2	94,442	94,402	94,476	529
47	2	2	4	1	94,459	94,441	94,484	1906
48	2	2	4	2	94,454	94,430	94,474	1639
49	2	3	1	1	94,443	94,418	94,477	1998
50	2	3	1	2	94,442	94,409	94,470	2053
51	2	3	2	1	94,480	94,451	94,491	649
52	2	3	2	2	94,477	94,457	94,491	721
53	2	3	3	1	94,448	94,413	94,477	587

Continua na próxima página

Tabela A.1 – continuação da página anterior

54	2	3	3	2	94,441	94,386	94,476	520
55	2	3	4	1	94,453	94,430	94,478	1588
56	2	3	4	2	94,457	94,436	94,482	1850
57	2	4	1	1	94,438	94,411	94,469	2058
58	2	4	1	2	94,436	94,408	94,478	1960
59	2	4	2	1	94,437	94,408	94,464	1985
60	2	4	2	2	94,438	94,400	94,479	2033
61	2	4	3	1	94,431	94,396	94,467	2176
62	2	4	3	2	94,432	94,391	94,476	1890
63	2	4	4	1	94,438	94,410	94,470	2134
64	2	4	4	2	94,438	94,407	94,470	1890
65	3	1	1	1	94,402	94,360	94,445	1693
66	3	1	1	2	94,398	94,361	94,456	2186
67	3	1	2	1	94,476	94,454	94,489	682
68	3	1	2	2	94,476	94,453	94,489	887
69	3	1	3	1	94,447	94,411	94,472	828
70	3	1	3	2	94,446	94,404	94,475	883
71	3	1	4	1	94,437	94,412	94,476	2057
72	3	1	4	2	94,439	94,402	94,474	2239
73	3	2	1	1	94,448	94,417	94,474	1758
74	3	2	1	2	94,440	94,407	94,480	1602
75	3	2	2	1	94,479	94,461	94,490	574
76	3	2	2	2	94,478	94,442	94,490	480
77	3	2	3	1	94,450	94,422	94,479	678
78	3	2	3	2	94,444	94,415	94,480	761
79	3	2	4	1	94,455	94,435	94,480	1469
80	3	2	4	2	94,456	94,432	94,479	1518
81	3	3	1	1	94,445	94,415	94,486	1931
82	3	3	1	2	94,443	94,410	94,475	2201
83	3	3	2	1	94,479	94,460	94,490	591

Continua na próxima página

Tabela A.1 – continuação da página anterior

84	3	3	2	2	94,476	94,440	94,490	636
85	3	3	3	1	94,451	94,422	94,482	594
86	3	3	3	2	94,445	94,408	94,470	621
87	3	3	4	1	94,454	94,432	94,479	1924
88	3	3	4	2	94,453	94,434	94,476	1561
89	3	4	1	1	94,438	94,414	94,463	2055
90	3	4	1	2	94,440	94,413	94,474	2268
91	3	4	2	1	94,435	94,406	94,467	1867
92	3	4	2	2	94,439	94,405	94,480	1954
93	3	4	3	1	94,435	94,400	94,481	2075
94	3	4	3	2	94,434	94,395	94,469	2170
95	3	4	4	1	94,436	94,407	94,467	2064
96	3	4	4	2	94,437	94,401	94,475	1515
97	4	1	1	1	94,405	94,369	94,469	2114
98	4	1	1	2	94,398	94,359	94,443	1992
99	4	1	2	1	94,476	94,459	94,489	849
100	4	1	2	2	94,477	94,457	94,490	1142
101	4	1	3	1	94,445	94,415	94,475	859
102	4	1	3	2	94,442	94,417	94,479	871
103	4	1	4	1	94,436	94,399	94,482	1980
104	4	1	4	2	94,445	94,416	94,478	2223
105	4	2	1	1	94,445	94,408	94,473	2363
106	4	2	1	2	94,447	94,414	94,471	1941
107	4	2	2	1	94,480	94,454	94,491	657
108	4	2	2	2	94,477	94,444	94,490	639
109	4	2	3	1	94,448	94,410	94,482	678
110	4	2	3	2	94,449	94,412	94,476	634
111	4	2	4	1	94,453	94,434	94,476	2263
112	4	2	4	2	94,453	94,430	94,477	1364
113	4	3	1	1	94,446	94,418	94,475	2104

Continua na próxima página

Tabela A.1 – continuação da página anterior

114	4	3	1	2	94,442	94,411	94,462	1811
115	4	3	2	1	94,478	94,420	94,489	672
116	4	3	2	2	94,479	94,452	94,490	654
117	4	3	3	1	94,448	94,410	94,477	594
118	4	3	3	2	94,444	94,398	94,484	667
119	4	3	4	1	94,457	94,432	94,484	2060
120	4	3	4	2	94,458	94,437	94,480	1853
121	4	4	1	1	94,437	94,407	94,463	1752
122	4	4	1	2	94,440	94,406	94,469	2339
123	4	4	2	1	94,437	94,412	94,471	1794
124	4	4	2	2	94,438	94,400	94,471	2130
125	4	4	3	1	94,433	94,402	94,470	1919
126	4	4	3	2	94,433	94,393	94,477	2051
127	4	4	4	1	94,437	94,410	94,469	1955
128	4	4	4	2	94,432	94,393	94,467	1927

Tabela A.2 - Resultados obtidos com as combinações de operadores e taxas de mutação e cruzamento

Número da combinação	Operadores	Taxa de Mutação	Taxa de Cruzamento	Valor da função objetivo			Iteração média de convergência	Tempo
				Médio	Mínimo	Máximo		
1	seleção	0,001	0,30	94,392	94,338	94,447	199,3	16,4625
2		0,001	0,50	94,391	94,313	94,467	151,8	16,7492
3		0,001	0,75	94,387	94,323	94,443	162,4	18,2223
4		0,001	0,90	94,406	94,312	94,458	150,8	37,4127
5		0,001	1,00	94,403	94,337	94,473	176,7	51,1312
6		0,010	0,30	94,400	94,316	94,467	250,2	19,0082
7		0,010	0,50	94,430	94,374	94,479	237,8	23,1802
8	cruzamento	0,010	0,75	94,442	94,344	94,484	388,4	24,5881
9		0,010	0,90	94,436	94,383	94,481	281,9	25,4147
10		0,010	1,00	94,449	94,389	94,484	385,1	25,8194

Continua na próxima página

Tabela A.2 – continuação da página anterior

11	mutação 2	0,050	0,30	94,471	94,450	94,489	445,6	27,1889
12		0,050	0,50	94,476	94,450	94,489	624,8	28,8288
13		0,050	0,75	94,475	94,447	94,491	595,5	30,0486
14		0,050	0,90	94,479	94,459	94,489	533,3	29,6091
15		0,050	1,00	94,477	94,450	94,490	700,9	29,2625
16		0,100	0,30	94,477	94,454	94,490	681,3	72,4692
17		0,100	0,50	94,480	94,467	94,489	687,6	31,8031
18		0,100	0,75	94,479	94,459	94,490	690	32,607
19		0,100	0,90	94,478	94,462	94,487	508	33,1822
20		0,100	1,00	94,477	94,454	94,489	643	32,9743
21	mut. perfil 1	0,200	0,30	94,477	94,452	94,489	631,5	37,6111
22		0,200	0,50	94,481	94,466	94,490	726,6	41,3798
23		0,200	0,75	94,481	94,467	94,489	802	41,5399
24		0,200	0,90	94,482	94,466	94,490	637,8	42,1425
25		0,200	1,00	94,483	94,468	94,491	825	41,6364
26	seleção 1	0,001	0,30	94,381	94,300	94,457	152,6	16,3191
27		0,001	0,50	94,388	94,356	94,424	136,9	16,7653
28		0,001	0,75	94,410	94,308	94,467	163,7	17,3253
29		0,001	0,90	94,389	94,340	94,441	183,1	18,3441
30		0,001	1,00	94,405	94,332	94,468	183,6	18,8834
31		0,010	0,30	94,428	94,381	94,480	306,2	18,8246
32		0,010	0,50	94,439	94,395	94,483	297,9	21,1623
33		0,010	0,75	94,435	94,386	94,473	339,3	22,6763
34		0,010	0,90	94,446	94,400	94,484	399,1	23,607
35		0,010	1,00	94,449	94,413	94,490	493	24,0358
36	cruzamento 2	0,050	0,30	94,467	94,446	94,487	528,8	24,8749
37		0,050	0,50	94,472	94,454	94,487	601,9	27,0888
38		0,050	0,75	94,476	94,466	94,486	731	28,2584
39		0,050	0,90	94,476	94,454	94,489	600,7	29,3794
40		0,050	1,00	94,479	94,459	94,489	785,5	29,8145
41		0,100	0,30	94,472	94,448	94,490	662,6	29,9948
42		0,100	0,50	94,476	94,459	94,488	436,5	30,7896
43		0,100	0,75	94,479	94,460	94,490	661,5	32,3013
44		0,100	0,90	94,479	94,460	94,489	721,7	32,7991

Continua na próxima página

Tabela A.2 – continuação da página anterior

45	mut. perfil 2	0,100	1,00	94,482	94,464	94,490	673,2	33,6389
46		0,200	0,30	94,480	94,450	94,489	1065,6	37,8782
47		0,200	0,50	94,478	94,460	94,488	817,3	38,9483
48		0,200	0,75	94,476	94,448	94,491	741,5	39,4228
49		0,200	0,90	94,481	94,459	94,489	651,3	41,1899
50		0,200	1,00	94,479	94,462	94,490	671,9	40,5351
51	seleção 1	0,001	0,30	94,370	94,280	94,446	208,3	16,3309
52		0,001	0,50	94,383	94,323	94,433	147,6	16,7916
53		0,001	0,75	94,407	94,349	94,450	170,8	17,605
54		0,001	0,90	94,402	94,332	94,465	186,2	18,6011
55		0,001	1,00	94,398	94,321	94,450	167,1	19,4831
56		0,010	0,30	94,406	94,310	94,474	258	19,0917
57		0,010	0,50	94,425	94,366	94,476	325,4	21,2018
58		0,010	0,75	94,441	94,384	94,485	356,3	23,1936
59		0,010	0,90	94,445	94,418	94,482	436,3	24,0108
60		0,010	1,00	94,449	94,397	94,487	484,6	24,6332
61	cruzamento 3	0,050	0,30	94,475	94,450	94,489	712,7	25,6387
62		0,050	0,50	94,478	94,465	94,490	638,2	26,7169
63		0,050	0,75	94,477	94,452	94,489	670,9	29,1442
64		0,050	0,90	94,477	94,458	94,488	672,4	29,8903
65		0,050	1,00	94,480	94,466	94,488	702,3	29,9786
66		0,100	0,30	94,472	94,426	94,486	801,5	30,3131
67		0,100	0,50	94,477	94,463	94,488	717,8	31,7132
68		0,100	0,75	94,477	94,445	94,488	699,3	32,5249
69		0,100	0,90	94,479	94,449	94,490	603,3	33,5828
70		0,100	1,00	94,481	94,456	94,490	588,5	34,1749
71	mut. perfil 1	0,200	0,30	94,474	94,440	94,489	804,8	38,6219
72		0,200	0,50	94,477	94,457	94,490	923,1	40,1391
73		0,200	0,75	94,482	94,452	94,490	853,6	41,1234
74		0,200	0,90	94,479	94,459	94,489	542,9	40,8344
75		0,200	1,00	94,480	94,454	94,489	566,1	41,518
76	seleção	0,001	0,30	94,367	94,282	94,465	145,5	16,3293
77		0,001	0,50	94,376	94,299	94,452	163	16,7261
78		0,001	0,75	94,377	94,292	94,435	164,7	17,6034

Continua na próxima página

Tabela A.2 – continuação da página anterior

79	1	0,001	0,90	94,384	94,344	94,450	146,2	18,3981
80		0,001	1,00	94,392	94,347	94,438	161,3	18,848
81		0,010	0,30	94,400	94,336	94,454	249,9	18,9192
82		0,010	0,50	94,440	94,399	94,478	458	21,1725
83		0,010	0,75	94,428	94,379	94,482	299,8	23,0153
84	cruzamento	0,010	0,90	94,448	94,405	94,482	326,1	23,8825
85	3	0,010	1,00	94,439	94,375	94,470	347,6	23,9702
86		0,050	0,30	94,474	94,450	94,489	547,6	25,1828
87		0,050	0,50	94,473	94,448	94,488	695,6	27,473
88		0,050	0,75	94,469	94,433	94,485	500,9	28,7317
89		0,050	0,90	94,477	94,461	94,489	650,3	29,6078
90	mutação	0,050	1,00	94,471	94,440	94,489	528,7	30,3834
91	2	0,100	0,30	94,473	94,448	94,488	558,7	29,4076
92		0,100	0,50	94,479	94,457	94,489	697,8	31,4773
93		0,100	0,75	94,477	94,448	94,487	735,9	32,1257
94		0,100	0,90	94,478	94,443	94,490	699,1	33,4257
95		0,100	1,00	94,477	94,464	94,489	568,9	33,9584
96	mut. perfil	0,200	0,30	94,481	94,471	94,490	771,8	39,6108
97	2	0,200	0,50	94,477	94,444	94,489	748,8	39,5937
98		0,200	0,75	94,480	94,468	94,490	661,9	40,5002
99		0,200	0,90	94,477	94,461	94,489	530,2	40,3259
100		0,200	1,00	94,480	94,460	94,491	847,1	41,0719
101		0,001	0,30	94,380	94,278	94,466	149,1	31,6655
102		0,001	0,50	94,372	94,323	94,436	163,4	31,7757
103	seleção	0,001	0,75	94,407	94,336	94,444	170,3	32,0007
104	2	0,001	0,90	94,409	94,273	94,458	193,8	32,114
105		0,001	1,00	94,404	94,340	94,454	201,4	32,0748
106		0,010	0,30	94,400	94,354	94,451	247,8	32,1483
107		0,010	0,50	94,428	94,361	94,466	336,4	32,2921
108		0,010	0,75	94,446	94,382	94,487	445,7	32,3725
109	cruzamento	0,010	0,90	94,439	94,402	94,488	424,4	32,3687
110	3	0,010	1,00	94,439	94,391	94,483	380,9	32,4132
111		0,050	0,30	94,475	94,457	94,487	644,2	32,9572
112		0,050	0,50	94,474	94,447	94,490	614,1	33,4071

Continua na próxima página

Tabela A.2 – continuação da página anterior

113	mutação 2	0,050	0,75	94,478	94,457	94,489	587,5	34,086
114		0,050	0,90	94,477	94,444	94,489	660,6	34,7672
115		0,050	1,00	94,478	94,448	94,488	557,8	34,7139
116		0,100	0,30	94,474	94,450	94,490	723,5	35,3742
117		0,100	0,50	94,477	94,438	94,490	768,9	35,8172
118		0,100	0,75	94,479	94,460	94,490	698,3	36,9318
119	mut. perfil 1	0,100	0,90	94,479	94,461	94,489	509,4	37,7578
120		0,100	1,00	94,482	94,468	94,489	678,5	37,8858
121		0,200	0,30	94,478	94,463	94,488	765,9	41,5858
122		0,200	0,50	94,478	94,455	94,488	796,2	43,3326
123		0,200	0,75	94,481	94,456	94,491	764,3	43,9103
124		0,200	0,90	94,480	94,466	94,489	712,2	45,0252
125		0,200	1,00	94,482	94,464	94,490	709	45,0096
125	seleção 4	0,001	0,30	94,379	94,276	94,471	156,1	69,2826
126		0,001	0,50	94,389	94,276	94,439	158,4	69,6067
127		0,001	0,75	94,406	94,348	94,472	196,9	69,6702
128		0,001	0,90	94,401	94,317	94,470	159,2	69,8308
129		0,001	1,00	94,401	94,290	94,457	177,7	69,9062
130		0,010	0,30	94,406	94,319	94,458	208,2	69,8584
131	cruzamento 2	0,010	0,50	94,424	94,335	94,479	339,2	70,2507
132		0,010	0,75	94,440	94,377	94,469	375,1	71,585
133		0,010	0,90	94,452	94,396	94,483	389,6	39,1928
134		0,010	1,00	94,448	94,391	94,479	384,1	27,974
135		0,050	0,30	94,476	94,446	94,487	589,2	28,9491
136		0,050	0,50	94,475	94,455	94,488	594	30,5528
137	mutação 2	0,050	0,75	94,477	94,449	94,488	607,3	32,4764
138		0,050	0,90	94,478	94,458	94,490	539,7	32,7443
139		0,050	1,00	94,476	94,459	94,485	713,5	33,2874
140		0,100	0,30	94,477	94,464	94,488	831,3	38,9641
141		0,100	0,50	94,479	94,468	94,490	591,5	34,6365
142		0,100	0,75	94,476	94,454	94,487	668,5	35,8742
143	mut. perfil	0,100	0,90	94,474	94,447	94,490	459,1	36,3578
144		0,100	1,00	94,479	94,458	94,489	607,9	36,6093
145		0,200	0,30	94,477	94,453	94,490	738,2	42,5927

Continua na próxima página

Tabela A.2 – continuação da página anterior

146	1	0,200	0,50	94,481	94,458	94,490	730,2	45,1083
147		0,200	0,75	94,481	94,473	94,490	700,5	75,9996
148		0,200	0,90	94,483	94,475	94,490	655	76,3619
149		0,200	1,00	94,478	94,454	94,490	623,6	75,9798