

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE SISTEMAS

Políticas de Controle Malha Fechada e Malha Aberta no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos

Por: Luciana Martinez

Orientador: Prof. Dr. Secundino Soares Filho

Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Secundino Soares Filho – FEEC/UNICAMP

Prof. Dr. Mario Thadeu Leme de Barros – EPUSP

Prof. Dr. Adriano Alber de França Mendes Carneiro – ESSC/USP-São Carlos

Prof. Dr. Paulo Sérgio Franco Barbosa – FEC/UNICAMP

Prof. Dr. Takaaki Ohishi – FEEC/UNICAMP

Prof. Dr. Christiano Lyra Filho – FEEC/UNICAMP

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica.

13 de Setembro de 2001

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

Martinez, Luciana
M366p Políticas de controle malha fechada e malha aberta no
planejamento da operação energética de sistemas
hidrotérmicos /Luciana Martinez. – Campinas, SP: [s.n.],
2001.

Orientador: Secundino Soares Filho.
Tese (doutorado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação.

1. Sistemas de energia elétrica. 2. Otimização
matemática. 3. Pesquisa Operacional. 4. Programação
dinâmica. 5. Usinas hidrelétricas. I. Soares Filho,
Secundino. II. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III.
Título.

Aos meus pais.

Este trabalho teve suporte financeiro do **CNPq** e da **FAPESP** através do Projeto Temático de Equipe: Planejamento e Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica.

Resumo

A programação dinâmica estocástica vem sendo amplamente utilizada no planejamento da operação energética de sistemas de potência, devido a sua habilidade em tratar com características estocásticas e não lineares envolvidas no problema. O objetivo desta abordagem é determinar uma política de decisões que forneça, a cada estágio de planejamento, a decisão ótima para cada possível estado do sistema, o que caracteriza a política resultante como uma política de controle malha fechada. No entanto, a programação dinâmica estocástica é limitada pela chamada “maldição da dimensionalidade” e desta forma sua aplicação em sistemas hidroelétricos reais requer a agregação do sistema através de uma representação composta. Uma alternativa à política de controle malha fechada é a abordagem que combina modelos de otimização determinísticos com modelos de previsão de vazão, em uma estrutura de controle malha aberta. Nesta política de controle, em cada estágio é feita uma previsão de vazões ao longo do período de planejamento e uma decisão operacional para o estágio seguinte é determinada através de um modelo de otimização determinístico. Este trabalho apresenta uma comparação entre políticas de controle malha fechada e malha aberta na solução do problema de planejamento da operação energética de sistemas de potência, usando dados de usinas hidroelétricas localizadas em diferentes regiões do sistema brasileiro. Os resultados obtidos foram favoráveis a política de controle malha aberta.

Abstract

Stochastic dynamic programming has been extensively used in the planning of hydrothermal power system due to its ability to cope with the nonlinear and stochastic characteristics of such problems. The goal of this approach is to determine a rule for decision-making at each stage of the planning period, which provides the optimal decision for each possible state of the system, characterizing the resultant policy as a closed-loop control policy. However, the stochastic dynamic programming is limited by the so-called “curse of dimensionality”, requiring for its application to actual hydroelectric systems the aggregation through a composite representation. An alternative to closed-loop optimization is an approach that combines a deterministic optimization model with an inflow forecasting model in an open-loop feedback control framework. At each stage in this control policy, a forecast of the inflows during the period of planning is made, and a deterministic optimization model obtains an operational decision for the following stage. This work presents a comparison between closed-loop and open-loop feedback control policies in long term hydrothermal scheduling, using data from hydro plants located in different Brazilian river basins. Results obtained were favorable to open-loop feedback control policy.

Agradecimentos

Ao Professor Secundino Soares pela orientação e apoio.

À minha família pelo carinho, incentivo e apoio.

Aos pequenos Matheus, Leonardo e Lucas pelas alegrias e pelo carinho.

Aos amigos Rosângela e Leonardo por todo apoio, carinho e ajuda.

Aos amigos Makoto, Erinaldo e Arce pelo convívio e amizade.

Aos amigos do Cose.

Aos amigos Daniel e Fernando Lucio pelo incentivo e carinho.

À secretária do DENSIS, Márcia, pela atenção e colaboração.

À apreciação técnica anônima prestada por parte da assessoria científica da FAPESP.

Conteúdo

RESUMO	v
ABSTRACT	vi
AGRADECIMENTOS	vii
CONTEÚDO	viii
LISTA DE FIGURAS	xii
LISTA DE TABELAS	xvi
ABREVIACÕES E SIMBOLOGIA	xviii
1 Introdução	1
1.1 Objetivos do Trabalho	6
1.2 Organização do Trabalho	7
2 Modelagem do Problema	9
2.1 Introdução	9
2.2 Sistema Brasileiro de Geração	11
2.3 Sistemas Hidrotérmicos de Geração	14
2.4 Formulação do Problema de Planejamento da Operação Energética	36

2.5	Resumo	39
3	Política de Controle Malha Fechada	41
3.1	Introdução	41
3.2	Programação Dinâmica Estocástica	43
3.2.1	Formulação	44
3.3	Modelo Markoviano	48
3.4	Modelos Não-Correlacionados	52
3.5	Modelo Equivalente	53
3.5.1	Modelo Equivalente Linear	56
3.5.2	Outras Variáveis do Modelo Equivalente	58
3.6	Resumo	62
4	Política de Controle Malha Aberta	63
4.1	Introdução	63
4.2	Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos - POSH .	64
4.3	<i>Naive Feedback Control - NFC</i>	70
4.4	<i>Open Loop Feedback Control - OLFC</i>	71
4.5	Análise de Cenários	71
4.5.1	Formulação	72
4.5.2	Imunização de Cenários	74
4.6	A Adaptatividade dos Controladores Sub-Ótimos	76
4.7	Resumo	76
5	Tratamento Estocástico das Vazões	79
5.1	Introdução	79
5.2	Modelo Periódico Auto-Regressivo de Ordem 1 (PAR(1))	84
5.3	Média de Longo Termo (MLT)	89

5.4	Rede Neural Nebulosa (RNN)	90
5.5	Múltiplos Cenários	91
5.5.1	Dados Históricos de Vazão Afluente	91
5.5.2	Algoritmo <i>Nearest-Neighbor Bootstrap</i> (NNB)	92
5.5.3	Múltiplas Previsões de Vazões	93
5.5.4	Função Densidade de Probabilidade Associada a Dados de Vazões	96
5.6	Resumo	99
6	Comparação das Políticas de Controle	101
6.1	Introdução	101
6.2	Simulação	106
6.3	Condição de Contorno na Política de Malha Aberta	108
6.3.1	Enchimento dos Reservatórios no Início do Período Seco	112
6.3.2	Custo Esperado Futuro de Operação	113
6.3.3	Influência da Condição de Contorno e do Horizonte de Otimização na Política de Controle Malha Aberta	115
6.4	Estocasticidade na Política Malha Aberta: Cenário Único e Cenários Múltiplos	120
6.5	Comparação entre Políticas de Controle Malha Fechada e Malha Aberta	125
6.5.1	Uma Usina Hidroelétrica Isolada	126
6.5.2	Usinas Hidroelétricas em Cascata	132
6.6	Resumo	139
7	Conclusões	141
	BIBLIOGRAFIA	145
	APÊNDICE	154
A	Análise de Cenário Não Antecipativa	155

B Séries Temporais	161
C Análise de Clusters	165

Lista de Figuras

2.1	Capacidade Instalada (GW) do Sistema Brasileiro.	10
2.2	Geração de Energia Elétrica.	11
2.3	Representação Esquemática de um Sistema de Energia Elétrica.	15
2.4	Esquema de uma Usina Hidroelétrica.	16
2.5	Cascata de Usinas Hidroelétricas.	17
2.6	Representação Esquemática de Vazões Naturais e Incrementais.	18
2.7	Volume \times Cota de Montante.	19
2.8	Defluência \times Cota de Jusante.	20
2.9	Efeito da Variação da Volume e da Defluência no Cálculo da Altura Líquida de Furnas.	21
2.10	Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida de uma Unidade Geradora.	22
2.11	Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida (Furnas).	25
2.12	Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida (Emborcação).	25
2.13	Função de Geração Hidroelétrica da Usina de Furnas.	28
2.14	Representação Esquemática de uma Usina Termoelétrica a Vapor.	29
2.15	Representação Esquemática de uma Usina Termoelétrica a Gás	30
2.16	Aparência Típica da Função de Custo de Operação de uma Usina Termoelétrica.	31
2.17	Função de Custo Térmico.	35
2.18	Função de Custo Marginal Térmico.	36

3.1	Esquema da PDE.	47
3.2	Função Densidade de Probabilidade para y_t	48
3.3	Esquema da PDE com Vazão Afluente Independente do Tempo.	52
4.1	Representação de Balanço de Água no Nó.	65
4.2	Representação da Rede Básica Associada a uma Cascata com 4 Usinas.	66
4.3	Representação da Rede Hidráulica para 4 usinas e T Intervalos de Tempo.	66
5.1	Série Mensal de Vazão Afluente Natural da Usina Hidroelétrica de Furnas.	80
5.2	Média e Desvio Padrão Mensal para a Séries de Vazões de Furnas.	81
5.3	Série Estacionária Mensal de Furnas.	82
5.4	Função de Autocorrelação para a Série de Vazões Mensais de Furnas.	83
5.5	Diagramas de Dispersão para a Série de Vazões de Furnas.	84
5.6	Tabela de Decisão de Geração Hidroelétrica obtida pela PDE para Furnas (Janeiro).	88
5.7	Tabela de Decisão de Geração Hidroelétrica obtida pela PDE para Furnas (Agosto).	89
5.8	Média de Longo Termo do Histórico de Vazões Naturais Mensais.	90
5.9	Geração de n_1 Nós no Estágio $t = 1$	95
5.10	Geração do Cenário Padrão a partir dos n_1 Nós Gerados no Estágio $t = 1$	95
5.11	Estrutura de Ramificação de Múltiplos Cenários.	96
5.12	Particionamento de $f(y_t y_{t-1})$ em Regiões Equiprováveis.	98
5.13	Representação da Árvore de Cenários.	98
6.1	Usinas Hidroelétricas Seleccionadas para Estudo de Casos.	102
6.2	Aproximação Quadrática para a Função de Custo Térmico.	106
6.3	Processo de Simulação da Política de Controle Malha Fechada com ME.	108
6.4	Processo de Simulação da Política de Controle Malha Aberta.	109
6.5	Trajectoria Ótima de Volume e Defluência para a Usina de Furnas.	111
6.6	Curva de Permanência dos Reservatórios no Mês de Maio.	112

6.7	Curva de Custo Esperado Futuro \times Energia Armazenada para a Usina de Furnas .	114
6.8	Trajectoria Ótima de Volume para a Usina de Furnas.	116
6.9	Custo Total de Operação \times Fator K	117
6.10	Trajectoria de Volume da Usina de Furnas (NFC).	120
6.11	Trajectorias de Hidrologia e Volume Útil de Furnas (1950-1960).	131
6.12	Trajectorias de Hidrologia e Volume Útil de Furnas (1980-1990).	131
6.13	Trajectorias Ótima de Volume (1950-1960).	136
6.14	Hidrologia das Usinas de Furnas e Marimbondo (1950-1960).	136
6.15	Trajectorias da Política de Malha Fechada (1950-1960).	137
6.16	Trajectorias da Política de Malha Aberta com NFC (1950-1960).	137
6.17	Trajectorias da Política de Malha Aberta com OLFC (PAR(1)) (1950-1960).	138
6.18	Trajectorias da Política de Malha Aberta com OLFC (RNN) (1950-1960).	138

Lista de Tabelas

2.1	Evolução da Potência Instalada Regional (GW).	14
2.2	Características dos Conjuntos Turbina/Gerador.	26
2.3	Usinas Térmicas Localizadas nas Regiões Sul e Sudeste.	35
5.1	Estimativas da Função de Auto-Correlação para a Série de Vazões de Furnas.	83
5.2	Coefficientes do modelo PAR (1).	86
5.3	Matriz de Probabilidade de Transição de Estado para a Usina Furnas (Janeiro).	87
5.4	Matriz de Probabilidade de Transição de Estado para a Usina Furnas (Agosto).	88
6.1	Características das Usinas Hidroelétricas.	103
6.2	Coefficientes dos Polinômios Cota de Montante.	103
6.3	Coefficientes dos Polinômios Cota de Jusante.	104
6.4	Características das Usinas Hidroelétricas.	104
6.5	Características do Conjunto Turbina/Gerador.	105
6.6	Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com NFC.	118
6.7	Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com OLFC (PAR(1)).	118
6.8	Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com OLFC (RNN).	119
6.9	Cenários Múltiplos	122
6.10	Estatísticas das Simulações com Cenário Único e Cenários Múltiplos.	123
6.11	Estatísticas das Simulações com Cenário Único e Cenários Múltiplos não Ramificados.	124

6.12	Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Furnas.	127
6.13	Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Emborcação.	127
6.14	Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Sobradinho.	128
6.15	Estatísticas das Simulações para a Usina de Furnas.	128
6.16	Estatísticas das Simulações para a Usina de Emborcação.	129
6.17	Estatísticas das Simulações para a Usina de Sobradinho.	129
6.18	Estatísticas das Simulações com o Sistema Furnas e Marimbondo.	133
6.19	Estatísticas das Simulações com o Sistema Emborcação e Itumbiara.	133
6.20	Estatísticas das Simulações com o Sistema Sobradinho e Itaparica.	134
6.21	Estatísticas das Simulações com o Sistema Furnas, Marimbondo e Água Vermelha.	134
6.22	Estatísticas das Simulações com a Cascata do Rio Grande.	139

Abreviações e Simbologia

Abreviações

AC: Análise de Cenários

DET: Despacho Econômico Termoelétrico

GCPS: Grupo Coordenador do Planejamento dos Sistemas Elétricos

ME: Modelo Equivalente

MLT: Média de Longo Termo

NFC: Naive Feedback Control

NNB: Nearest-Neighbor Bootstrap

OLFC: Open Loop Feedback Control

ONS: Operador Nacional do Sistema Elétrico

PAR(1): Periódico Auto-Regressivo de ordem 1

PDE: Programação Dinâmica Estocástica

PDED: Programação Dinâmica Estocástica Dual

POSH: Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos

RNN: Rede Neural Nebulosa

ROR: Regra de Operação dos Reservatórios

SAPE: Sistema de Apoio a Decisão para o Planejamento Energético

SI: Sistema Interligado

Principais Símbolos

MW: Mega Watt

MWh : Mega Watt hora

\overline{MW} : Mega Watt medio

GW : Giga Watt

m : metro

m^3/s : metro cubico por segundo

hm^3 : hectometro cubico

de_p : variao de energia potencial

de_e : variao de energia eltrica

dm : variao incremental de massa

dv : variao incremental de volume

g : acelerao da gravidade

ρ : peso especfico da gua

e_p : energia potencial

e_e : energia eltrica

h_b : altura bruta do reservatrio (m)

h_l : altura lquida do reservatrio (m)

pc : perda de carga hidrulica da usina (m)

N_c : nmero de conjuntos de unidades geradoras (turbina/gerador) da usina, com caractersticas semelhantes

N_j : nmero de unidades geradoras em cada conjunto turbina/gerador

$Tipo_j$: tipo da turbina no conjunto de unidades geradora j

$p_{ef,j}$: potncia efetiva da unidade geradora j (MW)

p_{ef} : potncia efetiva da usina (MW)

$q_{ef,j}$: engolimento efetivo da unidade geradora j (m^3/s)

q_{ef} : engolimento efetivo da usina (m^3/s)

$h_{ef,j}$: altura efetiva da unidade geradora j (m)

η : rendimento do conjunto turbina/gerador

η_{med} : rendimento mdio do conjunto turbina/gerador

k : produtividade especfica da usina $\left(\frac{MW}{(m^3/s)m}\right)$

$\phi(\cdot)$: polinmio da cota de montante da usina i (m)

- $\theta(\cdot)$: polinmio da cota de jusante da usina i (m)
- g_j : gerao termoeltrica da unidade j
- G : gerao total de energia termoeltrica
- T : nmero de estgios do horizonte de planejamento
- t : estgio de planejamento
- p_j : potncia da unidade geradora j (MW)
- \bar{p}_j : potncia mxima da unidade geradora j (MW)
- \bar{p} : potncia mxima da usina (MW)
- $p_{i,t}$: gerao de energia hidroeltrica da usina i no estgio t (\overline{MW})
- P_t : gerao total de energia hidroeltrica no estgio t (\overline{MW})
- u : defluncia (vazo descarregada) da usina (m^3/s)
- $u_{i,t}$: defluncia (vazo descarregada) da usina i no estgio t (m^3/s)
- $\underline{u}_{i,t}$: defluncia mnima da usina i no estgio t (m^3/s)
- $\bar{u}_{i,t}$: defluncia mxima da usina i no estgio t (m^3/s)
- \bar{q}_j : engolimento mximo da unidade geradora j (m^3/s)
- \bar{q} : engolimento mximo da usina (m^3/s)
- q : turbinagem (vazo que passa pela casa de mquinas) da usina (m^3/s)
- $q_{i,t}$: turbinagem da usina i no estgio t (m^3/s)
- $\underline{q}_{i,t}$: turbinagem mnima da usina i no estgio t (m^3/s)
- \bar{q}_t : turbinagem mxima da usina i no estgio t (m^3/s)
- $x_{i,t}$: volume de gua armazenado no reservatrio da usina i no final do estgio t (hm^3)
- $\underline{x}_{i,t}$: volume mnimo de gua no reservatrio da usina i no final do estgio t (hm^3)
- $\bar{x}_{i,t}$: volume mximo de gua no reservatrio da usina i no final do estgio t (hm^3)
- s : vertimento da usina (m^3/s)
- $s_{i,t}$: vertimento da usina i no estgio t (m^3/s)
- $y_{i,t}$: vazo afluyente incremental  usina i no estgio t (m^3/s)
- Ω_i : conjunto das usinas imediatamente a montante da usina i
- $\psi_t(\cdot)$: custo mnimo de gerao termoeltrica complementar ($\$$)
- $V(\cdot)$: funo custo futuro associado ao estado final do reservatrio ($\$$)

D_t : mercado a ser atendido no estgio t (\overline{MW})

$E_a\{\cdot\}$: esperana matemtica em relao a distribuio da varivel aleatria a

$E_{a|b}\{\cdot\}$: valor esperado da varivel aleatria a condicionado ao valor de b

$f(a)$: funo densidade de probabilidade da varivel aleatria a

$f(a|b)$: funo densidade de probabilidade da varivel a condicionada a b

μ : mdia

σ : desvio padro

σ^2 : varincia

ρ : coeficiente de correlao

$P_t^{j,k}$: probabilidade de ocorrncia da varivel a_t^k no estgio t dado a ocorrncia de b_{t-1}^j no estgio $t-1$

$e(x_0)$: energia armazenada associada ao estado de armazenamento x_0 (\overline{MW})

$e_i(x_{i,0})$: energia armazenada na usina i , associada ao estado de armazenamento $x_{i,0}$ (\overline{MW})

ec_t : energia controlvel no perodo t (\overline{MW})

fc_t : fator de correo da energia controlvel no ms t , $t = (1, 2, \dots, 12)$

edm : energia defluente mnima (\overline{MW})

$efio_t$: energia a fio d'gua no ms t (\overline{MW})

evp_t : energia evaporada no ms t (\overline{MW})

$ce_{i,t}$: coeficiente de evaporao do reservatrio i no perodo t ($mm/ms$)

ev : energia vertida (\overline{MW})

ea_t : energia total afluyente no ms t (\overline{MW})

Capítulo 1

Introdução

Planejar e operar adequadamente um sistema de energia elétrica exige uma solução de compromisso entre a minimização dos custos de operação e investimentos e o atendimento a padrões de qualidade do produto energia elétrica, associados à continuidade de suprimento e a padrões de regularização de frequência e tensão.

É importante que o crescimento e a modernização da economia sejam sempre acompanhados pelo aumento da capacidade de geração e transmissão de energia. O não atendimento a demanda de energia pode trazer conseqüências devastadoras a economia, como a elevação dos custos do setor produtivo e a inflação, afetando o produto interno bruto do país. Como exemplo, no Brasil um racionamento de energia ocorrido no Nordeste entre março de 1987 a janeiro de 1988, com uma redução de 14% no consumo de energia, teve efeitos devastadores sobre a indústria da Bahia e de Pernambuco, que demoraram quatro anos para se recuperar (Jornal Folha de São Paulo - 20 de maio de 2001).

O Brasil é um país com predominância de energia elétrica produzida a partir de usinas hidroelétricas e passa atualmente por uma crise energética. Com capacidade instalada para produzir até 74 mil MW, enquanto a demanda máxima do país está em torno de 56 mil MW, a crise energética é provocada pela falta de água nos reservatórios que constituem o sistema. A escassez nos recursos hidráulicos que o país enfrenta não pode ser totalmente creditado a um ano ruim de chuvas. Desde 1996, a cada fim do período chuvoso, os reservatórios das hidroelétricas têm se recuperado em níveis mais baixos. O motivo disso pode ser associado ao crescimento da demanda de energia (em torno de 5% ao ano) e a falta de investimento em geração e transmissão.

A garantia de um suprimento contínuo e confiável requer investimentos na conservação e expansão dos sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. O planejamento de sistemas de energia elétrica envolve etapas de planejamento da expansão

e da operação.

O planejamento da expansão tem como objetivo principal estabelecer um nível de confiabilidade ao sistema no atendimento da demanda futura. Neste caso, o planejamento adota horizontes de até 30 anos, no qual procura-se analisar estratégias de desenvolvimento do sistema elétrico, a composição futura do parque gerador e os principais sistemas de transmissão, estabelecendo, assim, um programa de desenvolvimento tecnológico e industrial e de inventário das bacias hidrográficas. Nesta fase, são definidas diretrizes para estudos de médio e curto prazos, assim como os custos marginais referentes a expansão do sistema elétrico a longo prazo.

O planejamento da operação visa determinar estratégias de operação que minimize o custo de operação de cada unidade do sistema durante um determinado horizonte, em geral de até cinco anos. O principal objetivo desta etapa é promover o aproveitamento racional dos recursos disponíveis, garantindo qualidade e segurança no atendimento a demanda, satisfazendo às restrições operativas do sistema. Através de estudos de planejamento da operação, as empresas fornecedoras de energia procuram garantir a manutenção dos sistemas existentes e maximizar sua produtividade.

O problema de planejamento da operação é complexo. No caso particular do sistema brasileiro, composto por grandes bacias interligadas e grande número de reservatórios de capacidade de regularização plurianual, esta complexidade é ainda mais acentuada. As decisões de operação tomadas ao longo do horizonte de planejamento são dependentes no tempo. Os recursos de geração, representado pela água armazenada nos reservatórios, são limitados, e a decisão em cada estágio de planejamento deve assegurar menor complementação térmica no presente sem que a geração futura seja comprometida. Portanto, o problema é dinâmico e não separável no tempo. A aleatoriedade das vazões afluentes às usinas hidroelétricas do sistema e do mercado de energia a ser atendido torna o problema estocástico e as funções de produção hidráulica das usinas e a função custo de produção do sistema são não lineares.

O planejamento da operação pode ser dividido em etapas distintas. O planejamento da operação energética visa a otimização da operação mensal de sistemas compostos por várias usinas, considerando aspectos energéticos e restrições globais do sistema. O objetivo do planejamento energético é determinar estratégias de geração de forma econômica e confiável, considerando os aspectos hidráulicos e estocásticos do problema com maior relevância. O planejamento da operação elétrica tem como objetivo a desagregação e otimização de metas de geração horárias das usinas, considerando aspectos individuais não levados em conta pelo planejamento energético e as restrições elétricas do problema com maior relevância.

As primeiras estratégias de operação energética para o sistema elétrico brasileiro, a partir de 1974, eram calculadas através de um método determinístico denominado *Método da Curva Limite Inferior de Armazenamento*. Baseado em uma representação agregada e em dados históricos de vazão afluyente, o sistema operava de acordo com uma curva limite, que representava o mínimo armazenamento necessário para o atendimento da demanda do sistema mesmo na ocorrência da pior série de afluências já registradas no histórico. Em 1978, esta abordagem foi substituída por um modelo de Programação Dinâmica Estocástica (PDE), desenvolvido pela Eletrobrás conjuntamente com o CEPEL (CEPEL/ELETROBRÁS, 1977), baseado em um sistema equivalente (Terry et al., 1980).

A representação através de sistema equivalente é considerada viável no caso de homogeneidade hidrológica do sistema e fortes ligações elétricas que garantam o suprimento de energia às unidades do sistema (Arvanitidis e Rosing, 1970b). No caso do sistema elétrico brasileiro, para tentar satisfazer a estes requisitos, a agregação passa a ser feita em termos de subsistemas ou bacias, com capacidade de intercâmbio, resultando no sistema interligado brasileiro. No entanto, um aumento no número de subsistemas pode tornar a PDE computacionalmente infactível.

Alguns anos mais tarde, (Pereira e Pinto, 1985) propuseram um método, também implementado por (Kligerman, 1992), baseado na Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED) e na decomposição de Benders, para a otimização do problema de planejamento da operação energética. O método proposto resolve o problema de PDE de maneira analítica, buscando determinar estratégias ótimas para os subsistemas interligados. Este método resultou no modelo denominado “*Newave*” utilizado atualmente pelo setor elétrico brasileiro na determinação de estratégias de operação.

Por várias décadas a Programação Dinâmica (PD) (Bellman, 1962) vêm sendo extensivamente usada na otimização de problemas de planejamento da operação energética em particular e em problemas envolvendo sistemas de recursos hídricos em geral. Em 1946, anos antes do termo programação dinâmica ser utilizado, (Masse, 1946) já discutia as idéias básicas desta técnica. Em (Little, 1955), o autor resolve o problema de planejamento da operação de reservatórios através da PD, para duas variáveis de estado, considerando altura de queda variável e afluências estocásticas. As primeiras aplicações da PD na operação de reservatórios usavam a PD discreta convencional, com dados de vazão afluyente determinísticos (Hall et al., 1968) (Harboe et al., 1970). Com a finalidade de tratar com a natureza estocástica das variáveis hidrológicas do problema, a PDE foi introduzida subseqüentemente na solução do problema (Gablinger e Loucks, 1970), sendo que em (Butcher, 1971) e (Torabi e Mobasheri, 1973) o processo Markoviano de primeira ordem já era usado no cálculo das probabilidades das vazões afluyentes, condicionadas a ocorrência da vazão no mês anterior.

A popularidade da PDE pode ser atribuída a sua habilidade em tratar com características estocásticas e não lineares que em geral envolvem os problemas de planejamento de recursos hídricos (Yeh, 1985). O objetivo desta abordagem é determinar uma política de decisões que forneça, a cada estágio do planejamento, a decisão ótima para cada possível estado do sistema, o que caracteriza a política resultante como uma política de malha fechada.

A PDE, no entanto, é limitada pela chamada “maldição da dimensionalidade”, já que nesta abordagem o esforço computacional cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado do problema. Várias abordagens foram sugeridas para superar o problema da dimensionalidade na PDE, como a agregação do sistema através de uma representação composta (Arvanitids e Rosing, 1970a), (Arvanitids e Rosing, 1970b), (Duran et al., 1985), (Braga Jr. et al., 1991), (Cruz Jr. e Soares, 1996), (Turgeon, 1980), (Turgeon e Charbonneau, 1998) e uso da programação dinâmica dual, baseado na decomposição de Benders (Pereira e Pinto, 1985), (Røtting e Gjelsvik, 1992), (Jacobs et al., 1995).

Como abordagem alternativa a otimização em malha fechada da PDE, foram propostos os métodos de otimização determinísticos integrados a modelos de previsão de vazão para a planejamento da operação energética. Com a hipótese de aflúências determinísticas o problema resultante, em geral, é formulado como um problema de otimização não linear e resolvido por algoritmos especializados, tal como sugerido em (Rosenthal, 1981), (Sjølvgren et al., 1983) e (Lyra, 1984).

Um modelo de planejamento energético, formulado como um problema de controle ótimo determinístico discreto e baseado no método do gradiente reduzido, foi aplicado a sistemas hidroelétricos do Hydro-Quebec em um sistema caracterizado pela predominância de geração de origem hidráulica (Hanscom et al., 1980). Para este mesmo sistema hidroelétrico, (Bissonnette et al., 1986) apresentaram um modelo de otimização determinístico baseado em técnicas de programação não linear de primeira ordem.

(Carvalho e Soares, 1987) propuseram um algoritmo de planejamento hidrotérmico para o sistema brasileiro que considera vazões afluentes conhecidas, resolvendo o problema de planejamento energético através de um modelo de fluxo em rede não linear. O algoritmo passou a ser aplicado em estudo da operação de sistemas hidrotérmicos de potência (Soares e Carneiro, 1991) e (Carneiro, 1991), servindo mais tarde como base para o desenvolvimento do modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos - POSH (Oliveira, 1993) e do Sistema de Apoio ao Planejamento Energético - SAPE (Vinhai, 1998b).

Na otimização determinística, a representação do sistema pode ser feita detalhadamente, considerando cada usina hidroelétrica individualmente, incluindo suas caracte-

terísticas não lineares de produção e restrições operacionais. A principal característica deste tipo de metodologia é que a mesma pode ser aplicada sem simplificações a sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas. A representação da estocasticidade do problema é feita de forma implícita, com previsões permanentemente atualizadas, caracterizando a solução resultante como uma política de controle em malha aberta.

Recentemente, extensivas pesquisas têm sido voltada para o desenvolvimento de modelos de previsão de séries temporais hidrológicas. O resultado têm sido o desenvolvimento de modelos cada vez mais eficientes, tendo como base as mais diversas metodologias, tais como, redes neurais (Ballini et al., 1997) ou a integração destes modelos com outros da área de inteligência artificial, como é o caso das redes neurais nebulosas (Ballini, 2000), (Ballini et al., 2001). A otimização determinística permite que a representação da estocasticidade do sistema seja baseada em metodologias diversas e específicas para cada usina do sistema, usufruindo assim da novas tecnologias.

Baseados na otimização determinística, estudos recentes têm sido propostos onde a estocasticidade do problema de planejamento energético é representada por um conjunto de possíveis, embora não mais prováveis, valores futuros. Este tipo de abordagem é conhecida como análise de cenários (Dembo et al., 1990), (Dembo, 1991), (Alvarez et al., 1994), (Mulvey e Ruszczyński, 1995), (Escudero et al., 1996), (Escudero, 1997), (Escudero et al., 1998), (Martinez et al., 2000) e (Martinez e Soares, 2001d).

Com o desenvolvimento e a aplicação de modelos de otimização determinísticos no problema de planejamento energético, surgiu também a preocupação de se analisar o desempenho deste tipo de abordagem em relação a otimização estocástica.

Por produzir políticas de operação consideradas sub-ótimas, a solução determinística da malha aberta foi considerada inadequada na solução do problema de planejamento energético em (Philbrick Jr. e Kitanidis, 1999). No entanto, outros estudos mostraram resultados favoráveis ao controle em malha aberta na solução deste tipo de problema.

Em estudos realizados para sistemas hidroelétricos da Turquia, (Dagli e Miles, 1980) mostraram que a trajetória dos reservatórios resultante da otimização determinística baseada em previsões sucessivamente atualizadas foi similar aquela obtida supondo-se o perfeito conhecimento das vazões afluentes ao longo do período de planejamento, indicando um desempenho eficiente da política de controle malha aberta.

Usando dados do sistema hidroelétrico da Nova Zelândia, (Boshier e Read, 1981) mostraram que os resultados obtidos com a política de malha aberta não diferem muito daqueles obtidos pela abordagem de PDE.

(Karamouz e Houck, 1987) compararam abordagens de programação dinâmica

determinística e estocástica na operação de sistemas constituídos de um único reservatório, com diferentes capacidade de armazenamento e localizados em diferentes regiões dos Estados Unidos. As regras operacionais geradas pelas duas abordagens foram comparadas por simulação, onde a abordagem determinística mostrou-se mais eficiente.

Em estudos realizados com dados do sistema elétrico brasileiro em sistemas constituídos de reservatórios únicos, (Silva, 1999) mostrou que a política de malha aberta apresentou solução muito próxima da abordagem de PDE, com a vantagem de manter maiores níveis de armazenamento no sistema. No entanto, o estudo realizado foi restrito ao período de operação de apenas 12 meses.

(Martinez e Soares, 2001b) e (Martinez e Soares, 2001a) apresentaram uma comparação entre políticas de controle malha fechada e malha aberta, baseadas no modelo periódico auto-regressivo de ordem 1 para o planejamento da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro. Os resultados mostraram desempenho similar das duas políticas de controle.

Ainda para o sistema brasileiro, diferentes conclusões foram apresentadas em (Araripe et al., 1985). Neste caso, foram comparados o método da curva limite e abordagens estocástica e determinísticas baseadas em um modelo periódico auto-regressivo de ordem 1. A comparação envolveu a operação de um único reservatório equivalente representando o sistema Sul/Sudeste. Os resultados mostraram que o desempenho da política de controle malha aberta pode depender do sistema hidroelétrico considerado, embora os autores tenham admitido que o trabalho não constituiu uma completa comparação entre as abordagens.

1.1 Objetivos do Trabalho

Este trabalho tem como objetivo principal a comparação das políticas de controle malha fechada e malha aberta na solução do problema de planejamento da operação energética.

A comparação é feita através da simulação da operação de sistemas hidrotérmicos constituídos por usinas hidroelétricas localizadas em diferentes regiões do sistema brasileiro. As usinas selecionadas apresentam características diversas em relação a capacidade instalada, capacidade de armazenamento e vazão afluente, o que permite avaliar o desempenho das diferentes políticas de controle. As simulações são realizadas sob dados históricos e séries sintéticas de vazão afluente. O desempenho das políticas de controle é analisado em relação a geração hidroelétrica, custo operacional e trajetórias de volume e defluência da operação

dos reservatórios ao longo do período de simulação.

Este trabalho está inserido no Projeto Temático de Equipe 99/0534-5 - *Planejamento da Operação de Sistemas de Energia Elétrica Predominantemente Hidroelétricos*, financiado pela FAPESP, o qual tem como principal objetivo desenvolver propostas alternativas as metodologias em vigor no planejamento da operação do sistema elétrico brasileiro.

1.2 Organização do Trabalho

Este capítulo apresentou uma breve introdução ao problema de planejamento de sistemas hidrotérmicos, com ênfase ao planejamento da operação energética. Metodologias propostas para a solução do problema foram apresentados, de maneira a caracterizar o contexto no qual este trabalho se insere.

No capítulo 2 são definidos os elementos básicos que compõem sistemas hidrotérmicos de geração de energia. A formulação determinística do problema de planejamento da operação energética é apresentada.

No capítulo 3, a política de controle malha fechada da programação dinâmica estocástica é apresentada como técnica de solução para o problema de planejamento energético. O modelo markoviano associado a esta metodologia é apresentado assim como o modelo equivalente baseado na regra linear de operação, adotado na operação de sistemas constituídos por múltiplos reservatórios.

No capítulo 4, a política de controle malha aberta é apresentada como uma alternativa a política de malha fechada, na solução do problema de planejamento da operação energética. A esta política estão associados o *naive feedback control* e o *open loop feedback control*.

No capítulo 5 são apresentadas as abordagens utilizadas pelas políticas de controle malha fechada e malha aberta no tratamento da estocasticidade das vazões no problema de planejamento da operação energética.

No capítulo 6 as abordagens de controle malha fechada e malha aberta são comparadas através de simulações da operação de usinas hidroelétricas localizadas em diferentes regiões do sistema brasileiro. São considerados sistemas formados por uma única usina hidroelétrica e sistemas formado por várias usinas em cascata.

No capítulo 7 são apresentadas as conclusões gerais do trabalho e propostas para pesquisas futuras.

O apêndice A apresenta uma breve descrição da abordagem não antecipativa da otimização determinística baseada em múltiplas previsões de vazão afluente. O apêndice B apresenta noções básicas de processos estocásticos e o apêndice C noções da abordagem de análise de clusters, ambas utilizadas no decorrer deste trabalho.

Capítulo 2

Modelagem do Problema

O objetivo deste capítulo é modelar matematicamente a operação energética de sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica. A modelagem do sistema assim como o conhecimento de suas características básicas é fundamental para análise dos estudos apresentados nos capítulos posteriores.

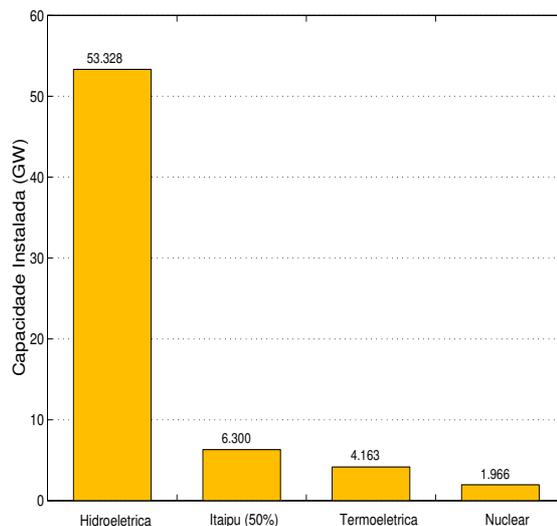
O capítulo apresenta inicialmente algumas características do sistema elétrico brasileiro de geração. Modelos matemáticos e ilustrações numéricas dos principais componentes que constituem os sistemas hidrotérmicos de geração e a versão determinística do problema de planejamento da operação energética associado a esses sistemas são apresentados.

2.1 Introdução

A geração de energia elétrica no Brasil é predominantemente de origem hidráulica. A maior parte da capacidade instalada do país é composta por usinas hidroelétricas (figura 2.1) distribuídas em 12 bacias hidrográficas localizadas em diferentes regiões.

A predominância hidroelétrica faz com que o sistema gerador brasileiro seja, em termos mundiais, muito diferenciado daquele da maioria dos demais países. A figura 2.2 apresenta uma comparação entre a participação das diferentes fontes primárias na geração de energia elétrica, em âmbito mundial e no Brasil, ficando evidente o contexto bem distinto da situação brasileira (dados apresentados no Plano Decenal 1999/2008).

Além do grande porte e da predominância de geração de origem hidráulica, o sistema elétrico brasileiro apresenta ainda características que o diferencia dos demais sistemas hidrogeradores existentes no mundo, tais como: grandes extensões geográficas e grandes



Fonte: ONS (2000)

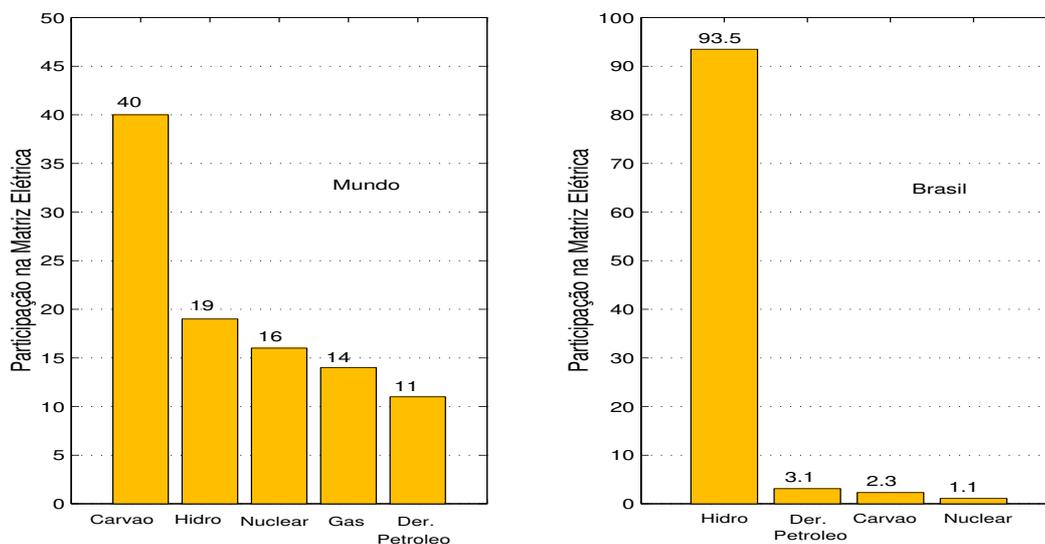
Figura 2.1: Capacidade Instalada (GW) do Sistema Brasileiro.

distâncias entre as fontes geradoras e os principais centros consumidores; reservatórios com característica de regularização plurianual e regimes hidrológicos e pluviométricos diversos nas diferentes regiões; elevado número de aproveitamentos com reservatórios e o aproveitamento conjunto dos recursos hidroelétricos, através da construção e da operação de usinas e reservatórios localizados em seqüência em uma mesma bacia hidrográfica.

A predominância da geração hidráulica com reservatórios pertencentes a diferentes empresas, resulta na necessidade de ações integradas, visando a otimização eletroenergética do sistema, o aumento da eficiência e a obtenção do custo mínimo no fornecimento da energia elétrica.

Desde meados da década de 70 o sistema elétrico brasileiro é operado de forma coordenada, visando obter ganhos sinérgicos a partir da interação entre os agentes. A operação coordenada visa minimizar os custos globais de produção de energia elétrica, contemplando restrições intra e extra-setoriais e aumentando a confiabilidade do atendimento.

Atualmente, a coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica nos sistemas interligados brasileiros é de responsabilidade do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), uma entidade privada, criada em 26 de agosto de 1998. Conceitualmente, a operação centralizada do sistema interligado nacional está embasada na interdependência operativa entre as usinas, na interconexão dos sistemas



Fonte: Plano Decenal (1999/2008)

Figura 2.2: Geração de Energia Elétrica.

elétricos e na integração dos recursos de geração e transmissão no atendimento ao mercado.

2.2 Sistema Brasileiro de Geração

Segundo o Plano Decenal 1999/2008, concluído e aprovado pelo Comitê Diretor do Grupo Coordenador do Planejamento dos Sistemas Elétricos - GCPS, coordenado pela Diretoria de Planejamento e Engenharia da ELETROBRÁS com a participação de 41 concessionárias de energia elétrica e pelo Ministério de Minas e Energia - MME, o sistema elétrico brasileiro encontra-se segmentado em três subsistemas distintos:

- **Sistema Interligado Sul/Sudeste/Centro-Oeste**, com uma capacidade instalada de 44.706 MW em dezembro de 1998, considerando somente 50% da capacidade instalada na usina hidroelétrica de Itaipu (6.300 MW), possui 194 usinas hidroelétricas (41.102 MW - 92%) e 25 usinas termoeletricas (3.604 MW - 8%). A capacidade instalada hidroelétrica neste sistema representa 69% do total nacional em operação, dispendo, ainda, de um potencial da ordem de 45 GW, já inventariado, para ser aproveitado. Em termos de geração termoeletrica, na região Sul estão localizadas as usinas a carvão (Jorge Lacerda, Presidente Médici, São Jerônimo, Char-

queadas e Figueira), que totalizam 1.387 MW instalados e usinas a óleo combustível, que totalizam 96 MW. Nas Regiões Sudeste e Centro-Oeste existem usinas térmicas a óleo combustível (1.441 MW) e a usina nuclear Angra I (657 MW). A capacidade atual de transferência do sistema de transmissão que interconecta as Regiões Sul e Sudeste/Centro-Oeste é da ordem de 3.600 MW médios, no sentido Sul/Sudeste e 3.900 MW médios no sentido inverso. Esta interligação permite um intercâmbio de energia com característica sazonal, com fluxos na direção Sudeste/Centro-Oeste durante o período de maio a novembro (período seco no Sistema Sudeste/Centro-Oeste) e na direção Sul, durante o período de dezembro a abril (período chuvoso no Sistema Sudeste/Centro-Oeste).

- **Sistema Interligado Norte/Nordeste**, que corresponde aos mercados da região do baixo Tocantins, Belém, área de influência da usina hidroelétrica de Tucuruí e toda a região Nordeste. Com uma capacidade instalada de 14.716 MW, possui 17 usinas hidroelétricas (14.417 MW - 98%) e 3 usinas termoelétricas (299 MW - 2%). A capacidade instalada hidroelétrica representa 24% do total nacional em operação, dispondo, ainda, de um potencial, na região, de cerca de 61 GW, já inventariado, para ser aproveitado, considerando, no caso da região Norte, as bacias do Tocantins/Araguaia, Xingu e Tapajós. A capacidade atual de transferência da interligação entre as duas regiões é da ordem de 600 MW médios na direção Norte/Nordeste e 700 MW médios na direção Nordeste/Norte. Esta interligação também permite um intercâmbio de energia com característica sazonal, com fluxos de energia na direção Nordeste no primeiro semestre do ano, quando existe abundância de água na bacia do rio Tocantins (usina hidroelétrica de Tucuruí) e no sentido inverso no segundo semestre do ano, quando as vazões do Tocantins se reduzem e o reservatório da hidroelétrica de Tucuruí apresenta deplecionamento acentuado. Assim, durante o primeiro semestre, a região Nordeste armazena energia nos seus reservatórios, aproveitando os excedentes de água da usina de Tucuruí, que são “transportados” pela interligação na forma de energia elétrica e devolve parte desta energia, da mesma forma, quando existe escassez de água no reservatório da usina hidroelétrica de Tucuruí.
- **Sistemas Isolados**, que correspondem a mais de 300 localidades eletricamente isoladas umas das outras sendo a maioria localizada na região Norte. Dentre estes sistemas destacam-se, pelo porte, os sistemas das seguintes capitais estaduais: Boa Vista, Macapá, Manaus, Porto Velho e Rio Branco. Os estados do Maranhão, Pernambuco, Bahia, Tocantins, Paraná, Mato Grosso do Sul e Rio Grande do Sul também apresentam Sistemas Isolados, porém, de pequeno porte e com crescimento apenas vegetativo, não exigindo ações de planejamento da expansão por parte das conces-

sionárias locais. Os Sistemas Isolados da região Norte e do Mato Grosso, em função das particularidades e complexidades específicas de cada localidade são identificados como “Sistemas das Capitais” e “Sistemas do Interior”. Nestes últimos, cerca de 50% das localidades tem período de atendimento diário inferior a 24 horas; além disso, os racionamentos, embora em processo de equacionamento, ainda persistem em um montante da ordem de 20% do mercado. A capacidade instalada total nos Sistemas Isolados é de 1.932 MW, em dezembro de 1998, dos quais 1.367 MW correspondem a usinas termoeletricas e 565 MW a usinas hidroelétricas. Cerca de 85% dos Sistemas Isolados estão na região Norte, que englobam os estados do Amazonas, Roraima, Rondônia, Amapá e Acre, um parque gerador de 1.907 MW (86% do total dos Sistemas Isolados do país), sendo 1.650 MW instalados nas capitais (1.144 MW em usinas térmicas e 506 MW em hidroelétricas) e 257 MW no interior, dos quais 27 MW em Pequenas Centrais Hidroelétricas - PCHs e 230 MW em usinas térmicas. Os 14% restantes da capacidade instalada total estão distribuídos pelos estados do Pará, Maranhão, Tocantins, Pernambuco, Bahia, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Paraná e Rio Grande do Sul, que apesar de serem Estados atendidos pelos Sistemas Interligados, possuem Sistemas Isolados de pequeno porte, totalizando 295 MW, dos quais 246 MW em usinas térmicas e 49 MW em hidroelétricas.

A tabela 2.1 mostra dados de potência instalada (MW) regional assim como projeções destes valores, com base em dados apresentados pelo ONS. Pode-se observar que a maior concentração da capacidade de geração brasileira localiza-se nas regiões Sul e Sudeste, onde se encontram também os maiores centros consumidores.

Em 2000, foram acrescidos 4,2 GW à capacidade instalada de geração elétrica do país, merecendo destaque a entrada em operação da usina nuclear Angra II, Rio de Janeiro, com 1.309 MW, da usina hidroelétrica de Porto Primavera, São Paulo, com 504 MW, da usina hidroelétrica de Itá, Rio Grande do Sul, com 1.160 MW, da usina hidroelétrica de Manso, Mato Grosso, com 53 MW e da usina termoeletrica Uruguaiana, Rio Grande do Sul, com 600 MW. Em dezembro de 2000, a capacidade instalada de geração elétrica do país atingiu a ordem de 72,4 GW.

Entre 1999 e 2000, foram licitados ainda 15 empreendimentos de geração hidroelétrica, totalizando 2.328 MW: usinas hidroelétricas de Itumirim, Candonga, Quebra Queixo, Barra Grande, Corumbá IV, 14 de Julho, Castro Alves, Monte Claro, Picada, Capim Branco I, Capim Branco II, Murta, Barra do Braúna, Itacoara e Espora. Desses empreendimentos, 5 já foram outorgados: usinas hidroelétricas de Ourinhos, Itumirim, Candonga, Quebra Queixo e Corumbá IV, totalizando 436 MW. Em 2000, foram autorizadas 116 novas termoeletricas (9.685 MW), uma central eólica, (0,275 MW) e 50 pequenas cen-

Tabela 2.1: Evolução da Potência Instalada Regional (GW).

Região	Tipo	1997	1998	1999	2000	2001	2002
Sudeste	Hidroelétrica	25896	28068	29131	29698	30378	32421
	Termoelétrica	1294	1444	2954	5029	5864	6314
	Nuclear	657	657	1966	1966	1966	1966
Sul	Hidroelétrica	7074	7082	7709	8954	9972	10437
	Termoelétrica	1483	1508	2608	3652	4302	4302
Nordeste	Hidroelétrica	10142	10142	10142	10142	10142	10164
	Termoelétrica	293	293	293	293	293	533
Norte	Hidroelétrica	4243	4273	4273	4273	4273	4648
	Termoelétrica	0	0	0	0	0	0
Brasil	Hidroelétrica	47355	49565	51255	53067	54765	57670
	Termoelétrica	3070	3245	5855	8974	10459	11149
	Nuclear	657	657	1966	1966	1966	1966
Itaipu (50%)	Total	6300	6300	6300	6300	7000	7000
Brasil + Itaipu (50%)	Total	57382	59767	65376	70307	74190	77785

Fonte ONS(2001).

trais hidroelétricas (576 MW), totalizando 167 empreendimentos, 10.262 MW de acréscimo de capacidade nos próximos anos.

2.3 Sistemas Hidrotérmicos de Geração

Um sistema de energia elétrica é constituído basicamente por produção, distribuição e consumo da energia elétrica, como ilustra a figura 2.3. A produção engloba as unidades responsáveis pela geração de energia elétrica, como as usinas hidroelétricas, onde a eletricidade é obtida a partir da transformação de energia potencial dos cursos d'água, e as usinas termoelétricas, onde a eletricidade resulta da transformação de energia cinética de gases e vapores em expansão, aquecidos pela queima de combustível. O transporte corresponde às linhas de transmissão, distribuição e subestações, responsáveis pelo transporte da energia das fontes geradoras para os mercados de consumo. Os meios de consumo correspondem ao conjunto de cargas (equipamentos, instalações, etc.) dos diferentes tipos de consumidores.

Nesta seção, os principais componentes de um sistema hidrotérmico de geração

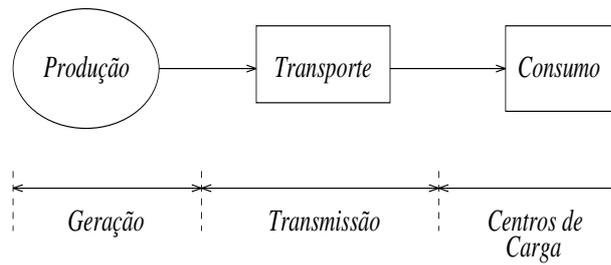


Figura 2.3: Representação Esquemática de um Sistema de Energia Elétrica.

são apresentados, enfocando principalmente modelos matemáticos de cada componente que constitui o sistema.

- **Usinas Hidroelétricas:**

Uma usina hidroelétrica pode ser definida como um conjunto de obras e equipamentos cuja finalidade é a geração de energia elétrica, através do aproveitamento do potencial hidráulico existente num rio. Uma usina hidroelétrica é composta basicamente por: uma barragem que represa a água formando o reservatório; uma casa de máquinas, onde estão instalados os grupos turbina/gerador; um vertedouro, por onde a água é liberada sem passar pelas turbinas; e um canal de fuga, que leva a água das turbinas para o curso natural do rio. Cada parte se constitui em um conjunto de obras e instalações projetadas harmoniosamente para operar eficientemente em conjunto.

O potencial hidráulico é proporcionado pela vazão hidráulica e pelo aproveitamento dos desníveis existentes ao longo do curso de um rio. Isto pode se dar de uma forma natural, quando o desnível está concentrado numa cachoeira, através de uma barragem, quando pequenos desníveis são concentrados na altura da barragem, ou através de desvio do rio de seu leito natural, concentrando-se os pequenos desníveis nesses desvios.

O processo de geração de energia em hidroelétricas baseia-se na transformação de energia potencial hidráulica em energia elétrica. A energia potencial hidráulica é obtida a partir do armazenamento de água em reservatórios ou lagos através da construção de uma obra de represamento. A água do reservatório é conduzida sob pressão através de condutos forçados até o conjunto de turbinas da usina (casa de máquinas). Na casa de máquinas a água é utilizada para girar as lâminas das turbinas. A energia cinética e a energia de pressão dinâmica envolvida no percurso da água através da tubulação é convertida em

energia cinética de rotação. As turbinas são conectadas a geradores que convertem a energia cinética em energia elétrica. Depois de passar pelas turbinas, a água retorna ao manancial hídrico através de canais ou condutos (canal de fuga).

A figura 2.4 apresenta um esquema de uma usina hidroelétrica. As principais variáveis envolvidas na descrição do modelo matemático de uma usina hidroelétrica são:

- x : volume do reservatório [hm^3];
- \bar{x} : volume máximo operativo [hm^3];
- \underline{x} : volume mínimo operativo [hm^3];
- $x_{\text{útil}} = (\bar{x} - \underline{x})$: volume útil do reservatório [hm^3];
- u : vazão descarregada pela usina (defluência) [m^3/s];
- q : vazão turbinada pela casa de máquinas (turbinagem) [m^3/s];
- s : vazão descarregada pelo vertedor (vertimento) [m^3/s];
- $\phi(x)$: nível do reservatório (cota de montante) [m];
- $\theta(u)$: nível do canal de fuga (cota de jusante) [m];
- $h_b = (\phi(\cdot) - \theta(\cdot))$: altura de queda bruta [m].

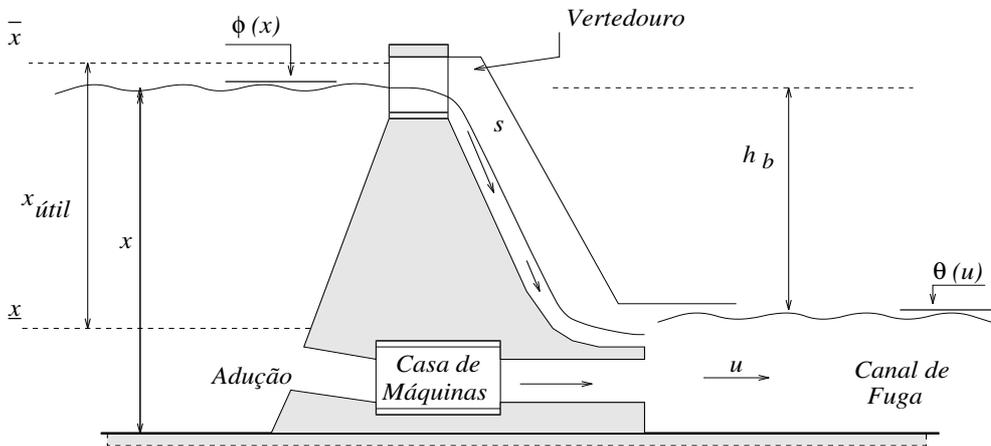


Figura 2.4: Esquema de uma Usina Hidroelétrica.

O reservatório de uma usina hidrelétrica pode ser classificado, conforme sua capacidade de regularização, em reservatório de acumulação ou de compensação. Os reservatórios de acumulação possuem grande capacidade de armazenar energia em forma de água, sendo responsáveis pela regularização das vazões dos rios. Reservatórios de compensação apresentam pequena capacidade de armazenar energia, o que permite apenas a regularização de pequenas descargas. Usinas com reservatórios de acumulação são denominadas usinas de reservatórios, e usina com reservatórios de compensação são denominadas usinas a fio d'água. Para ilustrar as características de um sistema elétrico, a figura 2.5 mostra uma cascata formada por usinas do sistema brasileiro.

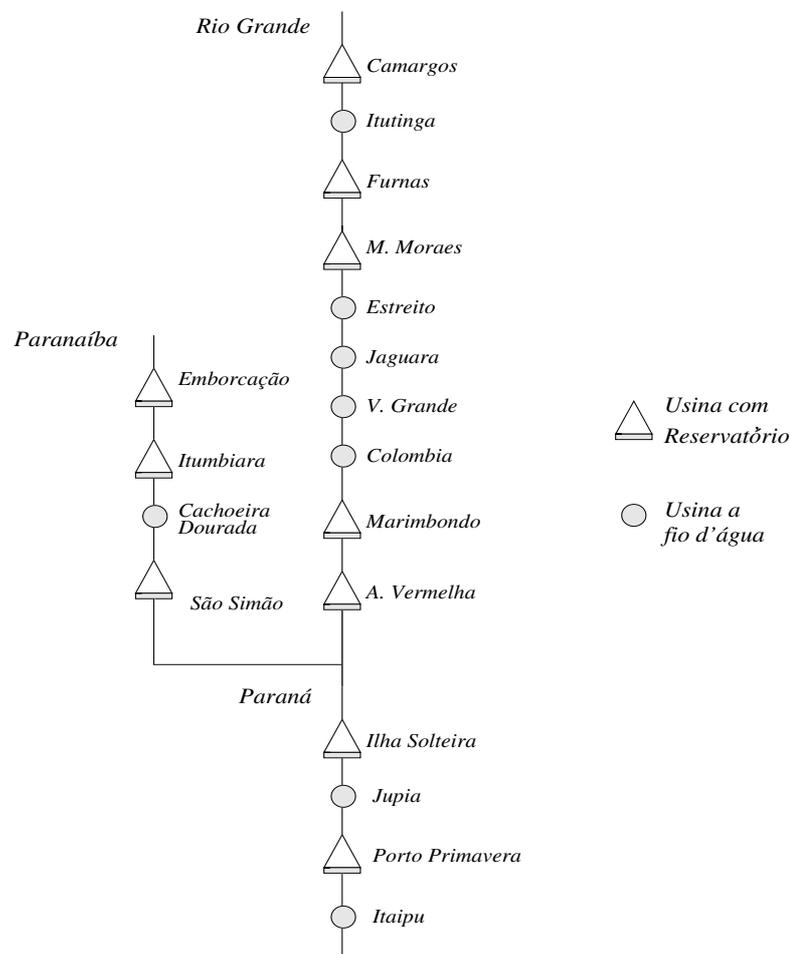


Figura 2.5: Cascata de Usinas Hidroelétricas.

O volume de água que chega ao reservatório (vazão afluente) pode ser proveniente do manancial hídrico (rios, lagos, etc.) ou da área de drenagem da bacia hidráulica. A vazão afluente pode ser de dois tipos: natural ou incremental (lateral). A vazão afluente natural é o volume total de água que passa por uma seção transversal do manancial, considerando todas as descargas de usinas hidráulicas a montante desta seção, sejam laterais ou do próprio manancial. Vazão afluente incremental é o volume que chega ao manancial devido à área de drenagem a montante da seção considerada. A afluência incremental y é determinada a partir do conhecimento da vazão afluente natural y^n , uma vez que as medições em campo só determinam afluências naturais. A figura 2.6 ilustra as vazões natural e incremental em um conjunto de reservatórios. De uma maneira genérica, a vazão afluente incremental à uma usina pode ser determinada por:

$$y_i = y_i^n - \sum_{k \in \Omega_i} y_k^n \quad [m^3/s] \quad (2.1)$$

onde, Ω_i representa o conjunto de usinas imediatamente a montante da usina i .

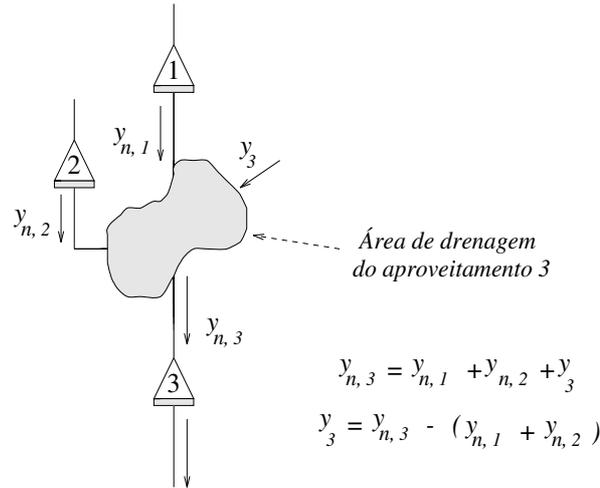


Figura 2.6: Representação Esquemática de Vazões Naturais e Incrementais.

A turbinagem q representa a vazão retirada do reservatório pelo conduto forçado e que passa pelas turbinas produzindo energia, sendo limitada pela máxima vazão turbinável da usina, denominada engolimento. O vertimento s representa a vazão defluente que não

passa pelas turbinas, deixando de produzir energia. A defluência u , a turbinagem q e o vertimento s estão relacionados de acordo com a equação:

$$u = q + s \quad [m^3/s] \quad (2.2)$$

O nível do reservatório, em relação ao nível do mar, é denominado cota de montante $\phi(x)$, enquanto o nível do canal de fuga é denominado cota de jusante $\theta(u)$ (figura 2.4). Essas funções são representadas por polinômios em função do volume e da defluência, respectivamente.

A determinação do polinômio cota de montante é feita a partir de estudos topográficos da região alagada, o quais têm a finalidade de determinar o volume de alagamento para diferentes posições do nível d'água do reservatório. O polinômio cota de jusante é obtido a partir de regressões aplicadas a um conjunto real de dados que representam medidas da cota do canal de jusante para diferentes volumes de água defluídos pela usina. Para o sistema brasileiro, adota-se polinômios de até quarto grau para a representação de $\phi(x)$ e $\theta(u)$. Para ilustrar a não linearidade desses polinômios, as figuras 2.7 e 2.8 mostram, respectivamente, os gráficos de *volume* \times *cota de montante* e *defluência* \times *cota de jusante* das usinas hidroelétricas de Furnas e Emborcação.

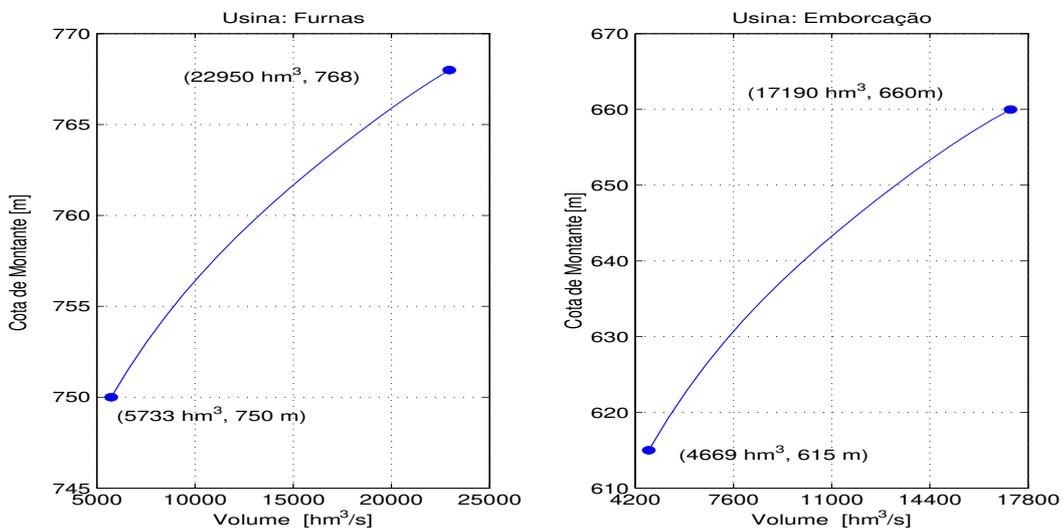


Figura 2.7: Volume \times Cota de Montante.

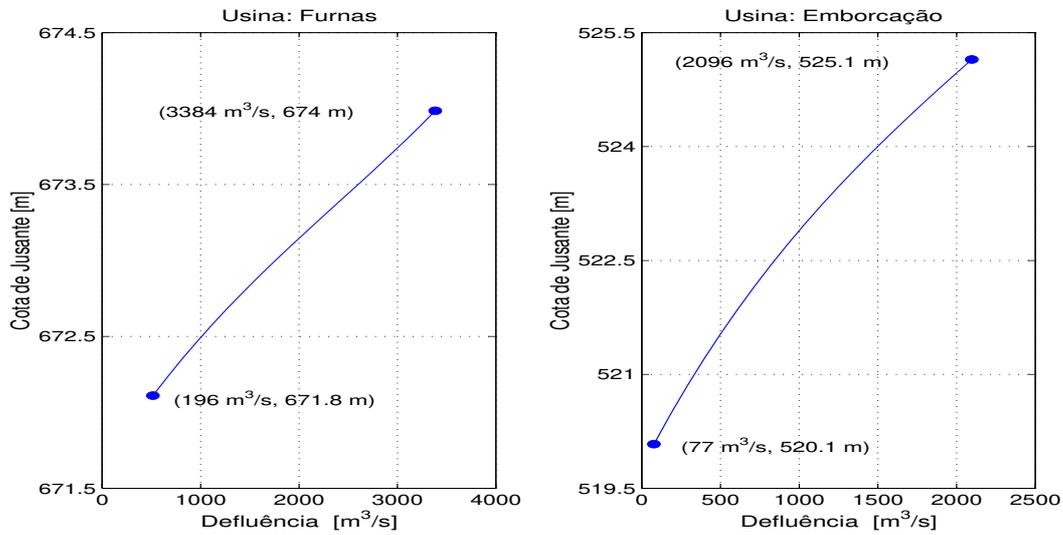


Figura 2.8: Defluência \times Cota de Jusante.

A partir da cota de montante e cota de jusante são definidos os valores de altura de queda bruta (h_b) e altura de queda líquida (h_l) do reservatório:

$$h_b = \phi(x) - \theta(u) \quad [m] \quad (2.3)$$

$$h_l = \phi(x) - \theta(u) - pc \quad [m] \quad (2.4)$$

onde pc representa a perda de carga.

A perda de carga pc representa a perda de carga hidráulica, em metros, que a água sofre pela passagem no conduto forçado (adução), desde o reservatório até as turbinas. Essa perda é associada, principalmente, ao atrito entre a água e as paredes da tubulação do canal de adução. Nos modelos adotados pelo setor elétrico brasileiro, existem três representações da perda de carga:

$$pc = \begin{cases} c_1 \cdot h_b \\ c_2 \\ c_3 \cdot (q_t)^2 \end{cases} \quad [m] \quad (2.5)$$

onde, c_i é uma constante positiva.

Segundo o cadastro de usinas da Eletrobrás, a maioria das usinas brasileiras apresenta a perda de carga como uma porcentagem c da altura bruta da usina ($c \cdot h_b$).

A figura 2.9 mostra o comportamento da função de altura de queda líquida de acordo com a variação de volume e defluência da usina, para o caso particular da usina de Furnas.

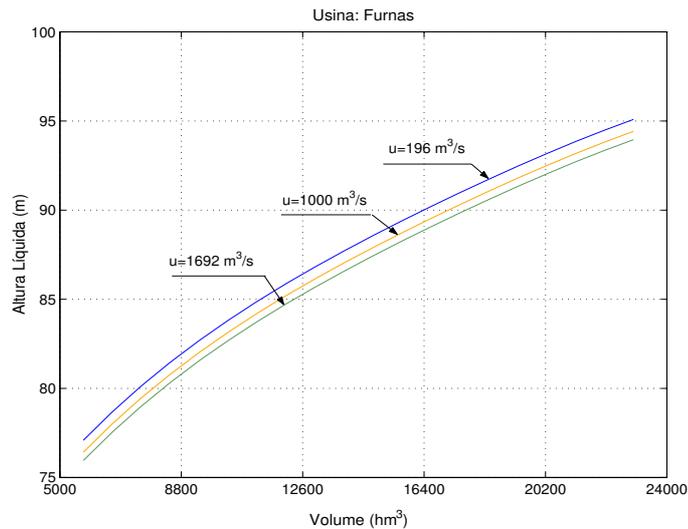


Figura 2.9: Efeito da Variação da Volume e da Defluência no Cálculo da Altura Líquida de Furnas.

A casa de máquinas de uma usina é formada por um determinado número de conjuntos (N_c) de unidades geradoras (turbina/gerador) com características semelhantes. Cada conjunto j é formado por N_j unidades geradoras, onde o tipo da turbina do conjunto ($Tipo_j$) pode variar (*Francis*, *Kaplan* ou *Pelton*).

A cada unidade geradora é associada uma potência efetiva ($p_{ef,j}$) definida como a máxima potência ativa possível de ser gerada, em regime permanente, na unidade geradora a partir de sua entrada em operação. A menor queda líquida sob a qual a unidade em operação desenvolve a sua potência efetiva é denominada altura efetiva ($h_{ef,j}$) e a vazão turbinada que, submetida a queda efetiva, produz a potência efetiva é denominada engolimento efetivo ($q_{ef,j}$). A partir do engolimento efetivo e potência efetiva de cada unidade geradora e do número de conjuntos destas unidades, o engolimento efetivo e a potência efetiva da usina podem ser definidas como:

$$q_{ef} = \sum_{j=1}^{N_c} (N_j \cdot q_{ef,j}) \quad [m^3/s] \quad (2.6)$$

$$p_{ef} = \sum_{j=1}^{N_c} (N_j \cdot p_{ef,j}) \quad [MW] \quad (2.7)$$

A operação de uma turbina hidráulica depende da altura de queda a que esteja submetida (Fortunato et al., 1990). Para cada altura de queda, uma unidade geradora é capaz de produzir uma potência máxima as custas de um turbinamento máximo (engolimento). A figura 2.10 ilustra o comportamento da potência máxima de uma unidade geradora em relação a altura líquida a que a mesma é submetida.

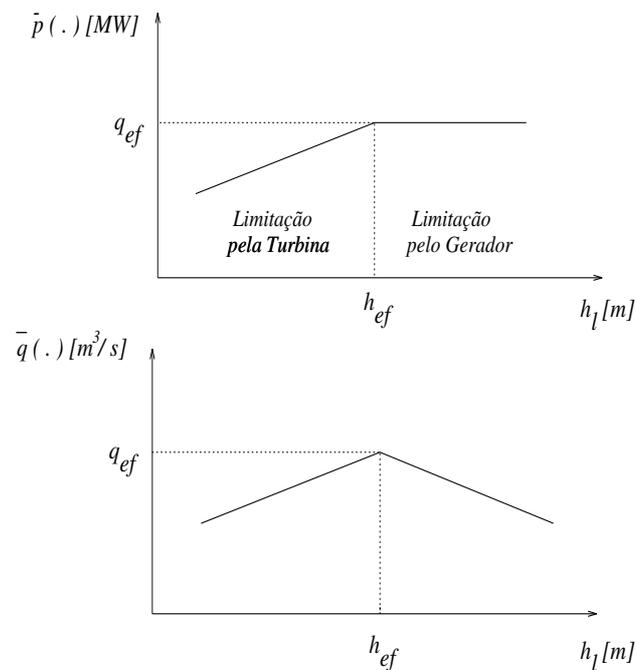


Figura 2.10: Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida de uma Unidade Geradora.

A operação da usina em alturas de queda líquidas inferiores a queda líquida efetiva faz com que a geração de energia fique limitada pela turbina. Neste caso, a potência

mecânica máxima produzida pela turbina é inferior a potência que o gerador deve receber para produzir a potência efetiva. Já na operação em condições de queda líquida superior à queda líquida efetiva, a turbina é capaz produzir potências mecânicas superiores àquela que o gerador consegue absorver. Neste caso, a geração fica limitada pelo gerador, e os distribuidores da turbina são parcialmente fechados para diminuir a potência mecânica transferida ao gerador. Isto explica o comportamento decrescente da curva de engolimento assim como o comportamento constante da curva de potência máxima.

Para uma altura de queda líquida menor que a altura de queda efetiva, a unidade geradora não consegue atingir sua potência efetiva. Neste caso, a turbina apresenta um engolimento menor que seu engolimento efetivo. Por outro lado, para uma altura de queda líquida maior que a altura de queda líquida efetiva, a unidade geradora atinge sua potência efetiva e também apresenta engolimento menor que o engolimento efetivo, pois o gerador não é capaz de receber toda a potência disponível na turbina caso o engolimento fosse maior. Portanto, para quedas líquidas maiores que a queda líquida efetiva, o engolimento tende a diminuir com o aumento da queda líquida, ou seja, a unidade produz sua potência efetiva e economiza água do reservatório.

O conceito de engolimento está relacionado à geração de potência máxima. A potência máxima de uma unidade geradora é definida como o maior valor de potência ativa que pode ser produzida para uma determinada altura de queda líquida, levando-se em conta limitações da turbina e do gerador (Fortunato et al., 1990).

Nos modelos adotados pelo setor elétrico brasileiro existem duas formas de representar a potência máxima e o engolimento em função da altura líquida. Uma forma é a representação detalhada, através dos polinômios ajustados a medições de potência máxima e engolimento para diversos valores de altura de queda líquida das unidades geradoras (Cicogna, 1999). A segunda forma, adotada neste trabalho, é a representação simplificada.

Na representação simplificada, o engolimento máximo de uma unidade geradora j pode ser representado pela equação:

$$\bar{q}_j = q_{efj} \cdot \left(\frac{h_l}{h_{efj}} \right)^\alpha \quad [m^3/s] \quad (2.8)$$

onde α é uma constante dada por:

$$\alpha = \begin{cases} 0.5 & \text{se } h_l < h_{efj} \text{ e turbina tipo Francis ou Pelton} \\ 0.2 & \text{se } h_l < h_{efj} \text{ e turbina tipo Kaplan} \\ -1.0 & \text{se } h_l \geq h_{efj} \end{cases} \quad (2.9)$$

O engolimento da usina é dado pelo somatório dos engolimentos de cada conjunto de turbina/gerador que constitui a usina, ou seja,

$$\bar{q} = \sum_{j=1}^{Nc} (N_j \cdot \bar{q}_j) \quad [m^3/s] \quad (2.10)$$

De acordo com a representação simplificada, a potência máxima de uma unidade geradora é representada pela equação:

$$\bar{p}_j = p_{efj} \cdot \left(\frac{h_l}{h_{efj}} \right)^\beta \quad [MW] \quad (2.11)$$

onde o expoente β é da seguinte forma:

$$\beta = \begin{cases} 1.5 & \text{se } h_l < h_{efj} \text{ e turbina tipo Francis ou Pelton} \\ 1.2 & \text{se } h_l < h_{efj} \text{ e turbina Kaplan} \\ 0.0 & \text{se } h_l \geq h_{efj} \end{cases} \quad (2.12)$$

A potência máxima da usina corresponde ao somatório das potências máximas de cada conjunto que constitui a usina:

$$\bar{p} = \sum_{j=1}^{Nc_j} (N_j \cdot \bar{p}_j) \quad [MW] \quad (2.13)$$

As figuras 2.11 e 2.12 apresentam as curvas de potência máxima e engolimento máximo em função da altura de queda líquida das usinas de Furnas e Emborcação, respectivamente, de acordo com a representação simplificada. As características dos conjuntos turbina/gerador das usinas são apresentadas na tabela 2.2.

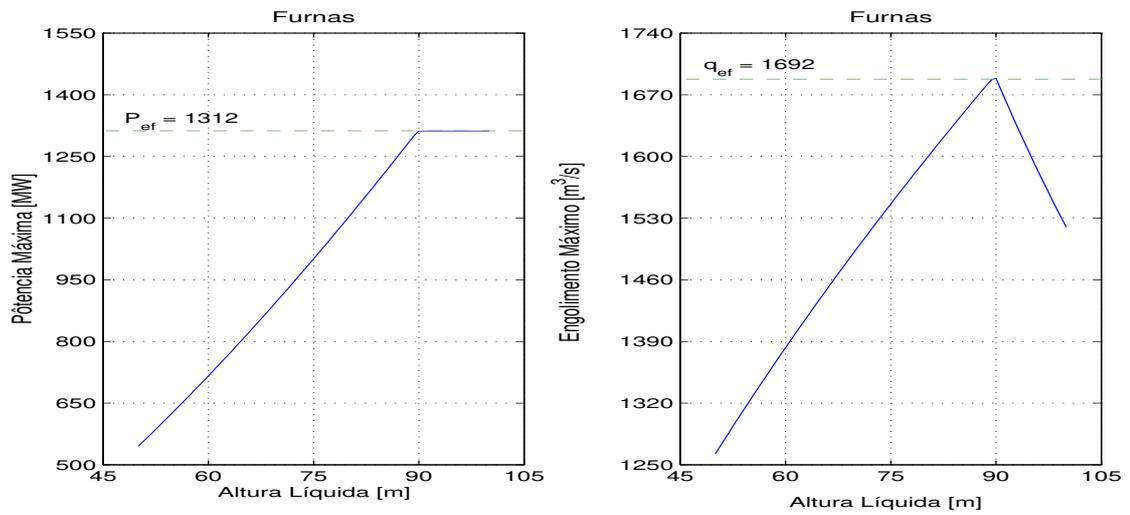


Figura 2.11: Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida (Furnas).

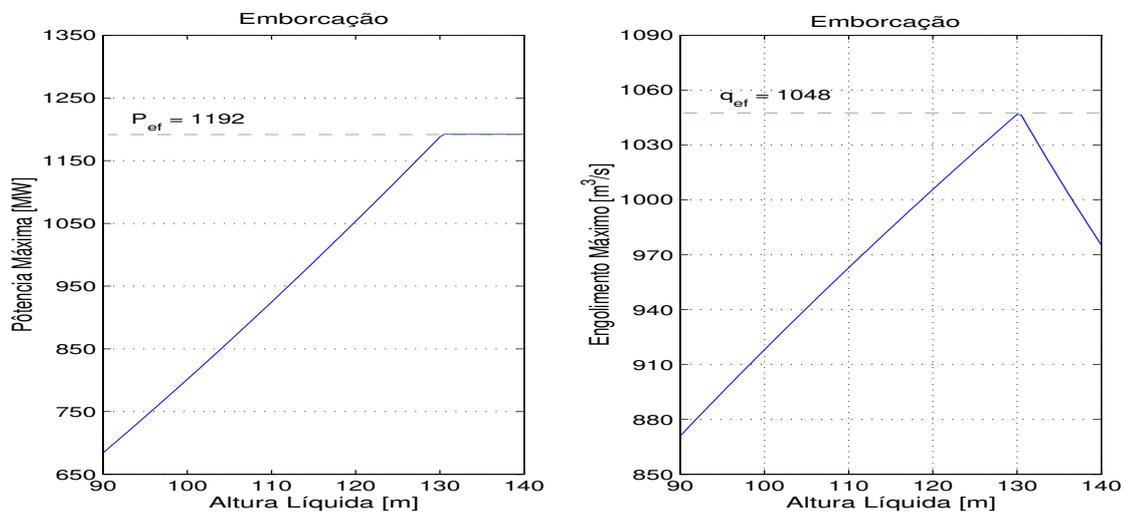


Figura 2.12: Potência Máxima e Engolimento em Função da Altura de Queda Líquida (Emborcação).

Tabela 2.2: Características dos Conjuntos Turbina/Gerador.

Usina	N_c	$Tipo_j$	N_j	$h_{ef,j}[m]$	$q_{ef,j}[m^3/s]$	$p_{ef,j}[MW]$
Furnas	2	Francis	6	90.00	211	164.0
		Francis	2	89.30	213	164.0
Emborcação	1	Francis	4	130.30	262	298.0

A função de produção hidráulica de uma usina pode ser deduzida a partir da energia potencial armazenada no reservatório. A geração de energia em usina hidroelétrica é obtida a partir da energia potencial do volume de água armazenado no reservatório. Seja a variação de energia potencial em relação a variação de massa de água no reservatório de uma usina, medida em *Joules*, definida como:

$$de_p = dm \cdot g \cdot h_l \quad [J] \quad (2.14)$$

onde dm representa a variação incremental da massa de água armazenada no reservatório, g representa a aceleração da gravidade e h_l a altura de queda líquida do reservatório.

A variação de massa dm é convertida em variação de volume, utilizando-se o peso específico da água $\rho = 1000Kg/m^3$, ou seja,

$$\rho = \frac{massa}{volume} \Rightarrow dm = \rho \cdot dv \quad (2.15)$$

A variação de volume pode ser convertida em vazão defluente q , considerando-se um intervalo infinitesimal de tempo:

$$q = \frac{dv}{dt} \Rightarrow dv = q \cdot dt \quad (2.16)$$

Assim, a variação da energia potencial em função da vazão defluente do reservatório é da forma:

$$de_p = \rho \cdot q \cdot dt \cdot g \cdot h_l \quad (2.17)$$

A transformação de energia potencial (e_p) em energia elétrica (e_e) depende do rendimento η do conjunto turbina/gerador:

$$e_e = \eta \cdot e_p \quad (2.18)$$

O rendimento η é função da vazão turbinada e da altura de queda líquida da usina. A função de rendimento fornece o rendimento de uma unidade geradora desde os estados de turbinamento e queda líquida mínimos necessários para a geração de energia até as condições de turbinamento e queda líquida máximos.

Em estudos de longo prazo, em geral, η é considerado constante e igual a um valor médio (η^{med}). Isso ocorre porque o turbinamento e a queda líquida ficam limitados a uma faixa de operação em função das características que o problema assume. Desta forma, a equação de variação da energia elétrica pode ser escrita como:

$$de_e = \eta^{med} \cdot \rho \cdot q \cdot dt \cdot g \cdot h_l \quad (2.19)$$

Sendo a potência a variação de energia no tempo, dada em Watts ou Joules por segundo, a geração hidroelétrica p é dada:

$$p = \eta^{med} \cdot \rho \cdot q \cdot g \cdot h_l = k \cdot q \cdot h_l \quad [W] \quad (2.20)$$

onde a constante k , denominada produtibilidade específica da usina, é da forma:

$$k = \rho \cdot g \cdot \eta^{med} = 1000 \frac{Kg}{m^3} \cdot 9.81 \frac{m}{s^2} \cdot \eta^{med} \left[\frac{W}{(m^3/s) \cdot m} \right] \quad (2.21)$$

Para que a potência gerada seja expressa em MW, o valor da produtibilidade específica é dividido por 10^6 :

$$k = \frac{9810}{10^6} \cdot \eta_i^{med} = 0.00981 \cdot \eta_i^{med} \left[\frac{MW}{(m^3/s) \cdot m} \right] \quad (2.22)$$

Assim, a geração hidroelétrica é dada por:

$$p(x, u, q) = k \cdot h_l \cdot q \quad [MW] \quad (2.23)$$

$$p(x, u, q) = k \cdot (\phi(x) - \theta(u) - pc) \cdot q \quad [MW] \quad (2.24)$$

Considerando a operação econômica da usina, na qual somente ocorre vertimento quando a defluência é superior ao engolimento, tem-se:

$$q = \min(u, \bar{q}) \quad (2.25)$$

$$s = u - q \quad (2.26)$$

Neste caso, a função de produção hidráulica apresenta algumas características particulares:

- para um determinado volume x , a função é crescente em relação a defluência u para $u < \bar{q}$;
- para $u > \bar{q}$, a função é constante em relação a defluência u ou levemente decrescente, devido a influência do vertimento no canal de fuga (perda de altura de queda);
- no ponto $u = \bar{q}$ (limite de turbinagem), a função é não diferenciável ;
- a produtividade das usinas aumenta com o volume armazenado no reservatório, devido ao aumento na queda líquida do reservatório.

Para efeito de ilustração, a figura 2.13 apresenta a função de produção hidráulica da usina hidroelétrica de Furnas. Nesta figura fica evidente o ponto de descontinuidade da função, associado a limitação do engolimento da turbina e pelo vertimento ocorrido a partir desse ponto.

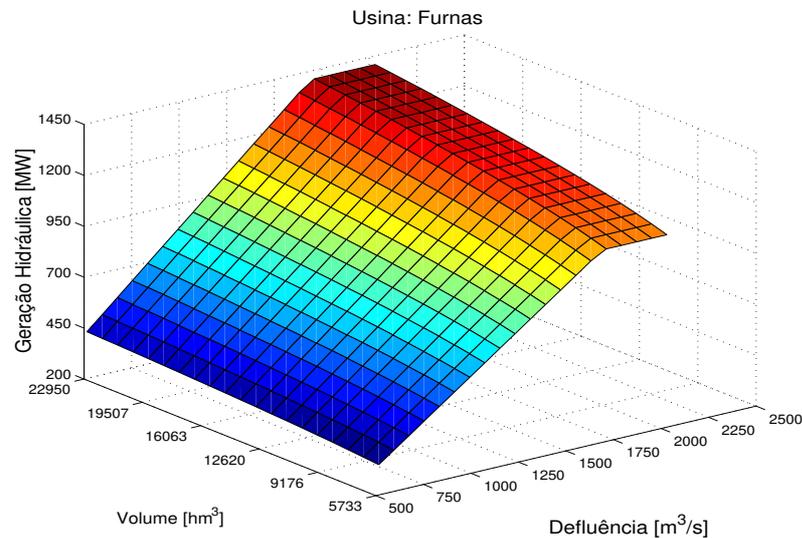


Figura 2.13: Função de Geração Hidroelétrica da Usina de Furnas.

- **Usinas Termoelétricas:**

Em usinas termoelétricas, a energia elétrica é obtida da transformação de energia térmica em energia mecânica para a movimentação da turbina acoplada a um gerador. As usinas se diferenciam em relação ao tipo de combustível utilizado para a geração de energia e a forma como o combustível utilizado é queimado.

As usinas termoelétricas podem ser divididas em dois principais grupos:

- Usinas convencionais, que utilizam como combustível materiais fósseis como carvão, óleo e gás natural;
- Usinas nucleares, que utilizam combustíveis físséis como o urânio natural e enriquecido.

As usinas convencionais podem ainda ser divididas em usinas com turbina a vapor, usinas com turbina a gás e usinas de combustão direta.

Em usinas a vapor a geração de energia é feita através da queima de combustível que fornece calor a uma caldeira, onde a água aquecida é transformada em vapor, o qual, sob pressão, movimentam uma turbina. A figura 2.14 mostra um esquema simplificado de uma usina termoelétrica a vapor.

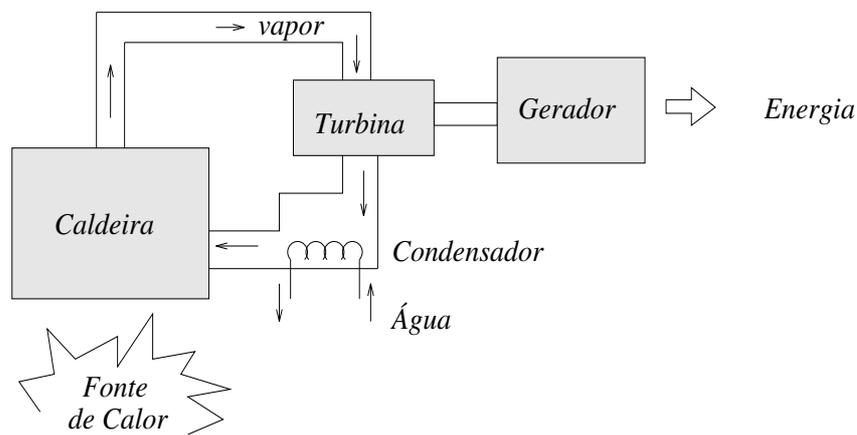


Figura 2.14: Representação Esquemática de uma Usina Termoelétrica a Vapor.

As usinas com equipamento a gás utilizam a mistura gasosa do ar comprimido com o gás obtido na queima do combustível para movimentar a turbina. O funcionamento das usinas a gás é esquematizado na figura 2.15.

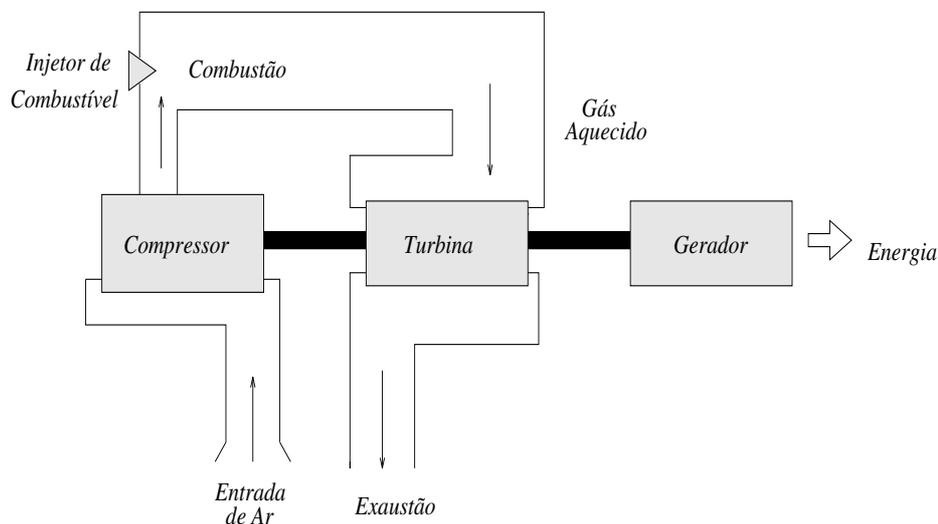


Figura 2.15: Representação Esquemática de uma Usina Termoelétrica a Gás

Já as usinas de combustão direta funcionam com base no princípio dos motores a pistão, como os geradores a óleo diesel. O combustível alimenta um tipo de motor a pistão, o qual é acoplado a um gerador elétrico. Este tipo de usina apresenta dimensões reduzidas, facilidade de operação e manutenção, além de rapidez na tomada ou redução de carga. O inconveniente deste tipo de instalação, no entanto, é a utilização de um combustível dispendioso e poluente.

As usinas nucleares podem ser englobadas na mesma representação das usinas a vapor, com a inclusão do reator como forma de obtenção de calor a partir da reação nuclear. Nesse caso, a energia provém da fissão nuclear do urânio, do plutônio ou do tório ou da fusão nuclear do hidrogênio. Atualmente, utiliza-se quase somente o urânio. Da fissão de um átomo de urânio são produzidos 10 milhões de vezes a energia produzida pela combustão de um átomo de carbono do carvão ou do petróleo.

O custo de operação associado a geração termoelétrica deve incluir o custo do combustível utilizado pela usina, os custos de mão de obra, estoques de combustível e manutenção. Os custos associados com a mão de obra e manutenção são em geral considerados

fixos e o custo variável de operação é modelado como uma função convexa e crescente da geração térmica sendo, em geral, aproximado por um polinômio de segundo grau (El-Hawary e Christensen, 1979), com base na curva da taxa térmica incremental da usina, que fornece a relação (MJ/MWh) da mesma. A figura 2.16 ilustra o comportamento típico da função custo de uma usina termoeétrica.

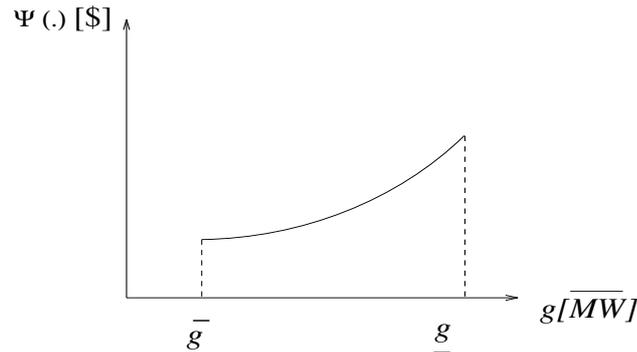


Figura 2.16: Aparência Típica da Função de Custo de Operação de uma Usina Termoeétrica.

O modelo de um sistema termoeétrico deve considerar as diversas classes de usinas térmicas classificadas conforme os custos de operação que apresentam, restrições nos limites de geração, tempo de ligamento e desligamento, restrições de rampa, eficiência das caldeiras e dos conjuntos turbina/gerador, etc.

A modelagem do parque termoeétrico é realizada através do levantamento de uma curva de custo mínimo de operação de usinas termoeétricas, pelo chamado despacho econômico termoeétrico.

• Despacho Econômico Termoeétrico (DET)

O objetivo do despacho econômico termoeétrico (DET) é determinar, em cada estágio do horizonte de planejamento, a geração de cada unidade termoeétrica do sistema, g_j ($j = 1, 2, \dots, J$), de maneira a atender a geração térmica total G , a um custo mínimo, $\psi(G)$.

O problema de DET pode ser formulado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \psi(G) &= \min \sum_{j=1}^J c_j(g_j) \\ \text{s.a. : } &\left\{ \sum_{j=1}^J g_j = G \right. \end{aligned} \quad (2.27)$$

g_j representa a geração da térmica j , $c_j(\cdot)$ é a função de custo da térmica j e J representa o número total de usinas térmicas no sistema.

O problema é convexo (Lyra et al., 1984). Neste caso, as condições de primeira ordem de estacionariedade do Lagrangeano são condições suficientes de ótimo global (Luenberger, 1984). Desta forma, seja o Lagrangeano da forma:

$$L(\mathbf{g}, \lambda) = \sum_{j=1}^J \{c_j(g_j) + \lambda g_j\} + \lambda G \quad (2.28)$$

Estabelecendo as condições de primeira ordem, tem-se:

$$\frac{dL}{dg_j} = \frac{dc_j(g_j)}{dg_j} - \lambda = 0 \quad (2.29)$$

$$\frac{dL}{d\lambda} = G - \sum_{j=1}^J g_j = 0 \quad (2.30)$$

As condições de otimalidade indicam que a solução ótima do problema \hat{g}_j deve satisfazer as condições:

$$\frac{dc_j(\hat{g}_j)}{dg_i} = c'_j(\hat{g}_j) = \hat{\lambda} \quad (2.31)$$

$$\sum_{j=1}^J \hat{g}_j = G \quad (2.32)$$

$$j = 1, 2, \dots, J$$

O multiplicador de Lagrange $\hat{\lambda}$ tem a interpretação econômica de ser o preço ou valor marginal da energia, e que devido à otimização é igual ao custo marginal do MW gerado pelo sistema. A política de operação econômica do sistema termoeletrico deve distribuir a carga entre as unidades de geração de modo a igualar os custos marginais de geração.

Supondo que cada unidade de geração tem uma faixa de operação:

$$\underline{g}_j \leq g_j \leq \bar{g}_j \quad (2.33)$$

O problema de DET passa a ser representado como:

$$\begin{aligned} \psi(G) = \min \sum_{j=1}^J c_j(g_j) \\ \text{s. a : } \begin{cases} \sum_{j=1}^J g_j = G \\ \underline{g}_j \leq g_j \leq \bar{g}_j \\ j = 1, 2, \dots, J \end{cases} \end{aligned} \quad (2.34)$$

Escrevendo o Lagrangeano do problema (2.34), tem-se:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{g}, \lambda, \alpha, \beta) = \sum_{j=1}^J c_j(g_j) + \lambda_j \left(G - \sum_{j=1}^J g_j \right) + \\ + \sum_{j=1}^J \alpha_j (g_j - \bar{g}_j) + \sum_{j=1}^J \beta_j (\underline{g}_j - g_j) \end{aligned} \quad (2.35)$$

As condições de otimalidade de primeira ordem neste caso são:

$$\hat{\lambda} \text{ irrestrito; } \hat{\alpha}_j \geq 0; \hat{\beta}_j \geq 0 \quad (2.36)$$

$$\sum_{j=1}^J \hat{g}_j = G \quad (2.37)$$

$$\underline{g}_j \leq g_j \leq \bar{g}_j \quad (2.38)$$

$$\hat{\alpha}_j (\hat{g}_j - \bar{g}_j) = 0 \quad (2.39)$$

$$\hat{\beta}_j (\underline{g}_j - \hat{g}_j) = 0 \quad (2.40)$$

$$c'_j(\hat{g}_j) - \hat{\lambda} + \hat{\alpha}_j - \hat{\beta}_j = 0 \quad (2.41)$$

Das condições de otimalidade, nota-se que:

$$\text{Se } \underline{g}_j < \hat{g}_j < \bar{g}_j \Rightarrow \hat{\alpha}_j = \hat{\beta}_j = 0 \Rightarrow c'_j(\hat{g}_j) = \hat{\lambda} \quad (2.42)$$

$$\text{Se } \underline{g}_j = \hat{g}_j \Rightarrow \hat{\alpha}_j = 0; \hat{\beta}_j \geq 0 \Rightarrow c'_j(\hat{g}_j) \geq \hat{\lambda} \quad (2.43)$$

$$\text{Se } \hat{g}_j = \bar{g}_j \Rightarrow \hat{\alpha}_j \geq 0; \hat{\beta}_j = 0 \Rightarrow c'_j(\hat{g}_j) \leq \hat{\lambda} \quad (2.44)$$

A solução ótima do problema de DET neste caso pode ser resumida como:

$$\hat{g}_j = \max\{\underline{g}_j, \min(\bar{g}_j, \tilde{g}_j)\} \quad (2.45)$$

onde:

$$c'_j(\tilde{g}_j) = \hat{\lambda} \quad (2.46)$$

Assim, dado um valor marginal de energia, as unidades devem em princípio operar com custo marginal igual. As unidades que tiverem custo marginal inferior a este valor devem operar em sua capacidade máxima, enquanto as unidades com custo marginal superior devem operar em sua capacidade mínima.

A tabela 2.3 apresenta o custo marginal de geração (US\$/MWh) e os limites de geração de algumas usinas térmicas localizadas nas regiões Sul e Sudeste do sistema brasileiro e a figura 2.17 mostra a função de custo térmico determinada pelo DET para o

sistema formado por essas usinas. As derivadas das funções de custo térmico, denominadas de custo marginal, são apresentadas na figura 2.18.

Tabela 2.3: Usinas Térmicas Localizadas nas Regiões Sul e Sudeste.

Sistema	Usina	Tipo	Custo [US\$/MWh]	$\underline{g}[\overline{MW}]$	$\overline{g}[\overline{MW}]$
Sudeste	Angra	Nuclear	8.0	0.0	420
	Santa Cruz	óleo	38.0	0.0	455
	Piratininga+Igarapé	óleo	44.0	0.0	460
	S. Gonç.+R.Silv.+Carioba	óleo	70.0	0.0	70
Sul	Presidente Médici	carvão	14.0	0.0	318
	J. Lacerda+Figueira	carvão	20.0	0.0	354
	Charqueadas+S. Jerônimo	carvão	40.0	0.0	64
	Alegrete+Nutepa	óleo	60.0	0.0	73

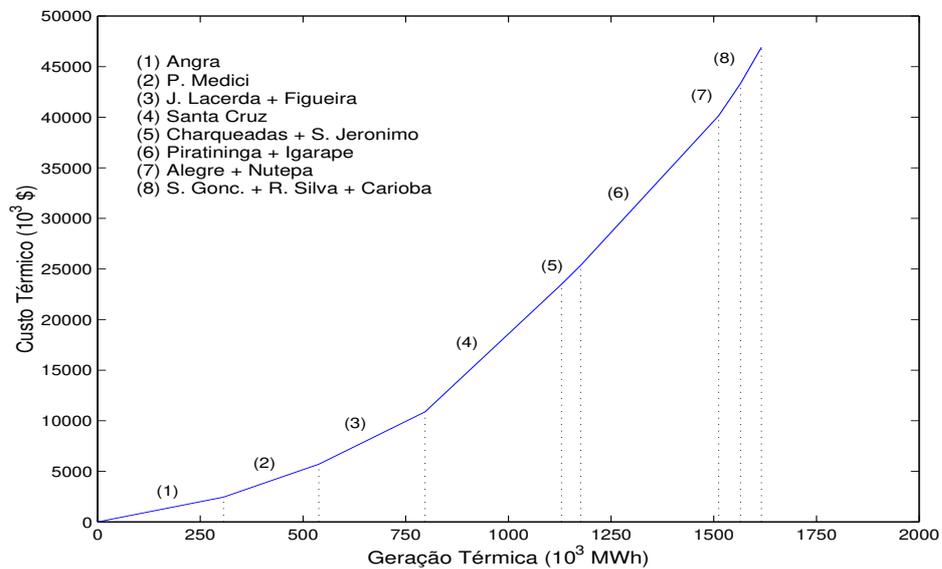


Figura 2.17: Função de Custo Térmico.

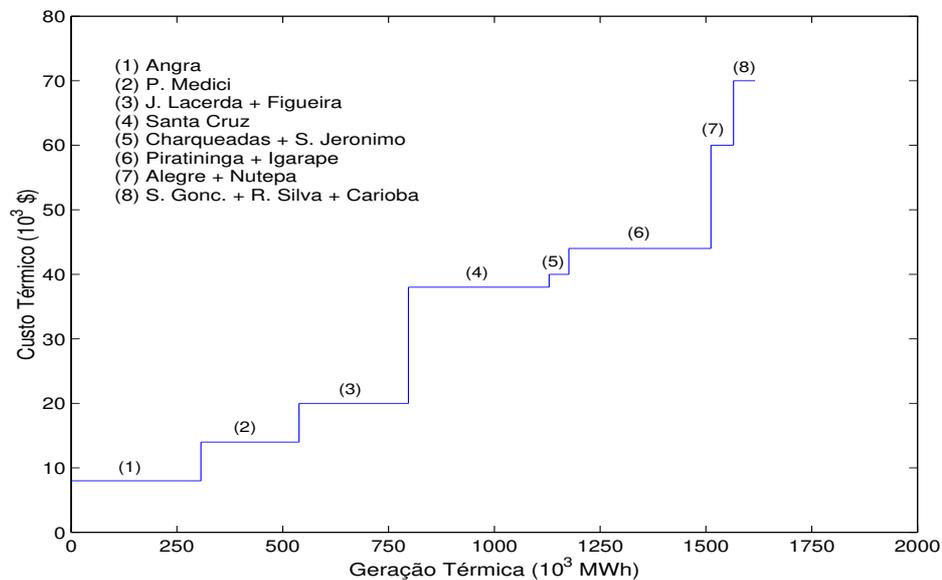


Figura 2.18: Função de Custo Marginal Térmico.

O DET permite que o problema do planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos seja modelado em função apenas das características hidráulicas do sistema, sendo resolvido sem a preocupação da distribuição ótima da complementação não hidráulica, resolvida previamente pelo DET e representada pela função de mínimo custo ψ .

2.4 Formulação do Problema de Planejamento da Operação Energética

O problema de otimização do planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de geração, em sua versão determinística, pode ser formulado como o seguinte problema de programação não linear:

$$\min \sum_{t=1}^T \psi_t(D_t - P_t) + V(x_T) \quad (2.47)$$

sujeito a :

$$P_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (2.48)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.49)$$

$$h_{i,t} = \phi(x_{i,t}) - \theta(u_{i,t}) - pc_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.50)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \Delta t \quad \forall i, t \quad (2.51)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + s_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.52)$$

$$\underline{x}_{i,t} \leq x_{i,t} \leq \overline{x}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.53)$$

$$\underline{u}_{i,t} \leq u_{i,t} \leq \overline{u}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.54)$$

$$\underline{q}_{i,t} \leq q_{i,t} \leq \overline{q}_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2.55)$$

$$s_{i,t} \geq 0 \quad \forall i, t \quad (2.56)$$

$$x_{i,0} \text{ dado } \forall i \quad (2.57)$$

onde,

T : representa o número de estágios do horizonte de planejamento;

I : número de usinas hidroelétricas do sistema;

$\psi_t(\cdot)$: representa o custo mínimo de geração termoeletrica complementar [\\$];

- $V(\cdot)$: função de custo futuro associado ao estado final dos reservatórios do sistema [\\$];
- P_t : geração total de energia hidroelétrica no estágio t [\overline{MW}];
- D_t : mercado a ser atendido no estágio t [\overline{MW}];
- $p_{i,t}$: geração de energia hidroelétrica da usina i no estágio t [\overline{MW}];
- $x_{i,t}$: volume de água armazenado no reservatório da usina i no final do estágio t [hm^3];
- $u_{i,t}$: defluência (vazão descarregada) da usina i no estágio t [m^3/s];
- $q_{i,t}$: turbinagem (vazão que passa pela casa de máquinas) da usina i no estágio t [m^3/s];
- $s_{i,t}$: vertimento da usina i no estágio t [m^3/s];
- $y_{i,t}$: vazão afluyente incremental à usina i no estágio t [m^3/s];
- Δt : tamanho médio do estágio t [s];
- $\phi(x_{i,t})$: polinômio da cota de montante da usina i [m];
- $\theta(u_{i,t})$: polinômio da cota de jusante da usina i [m];
- $pc_{i,t}$: perda de carga da usina i durante o estágio t [m];
- k_i : produtibilidade específica da usina i $\left(\frac{MW}{(m^3/s)m}\right)$.
- $\underline{x}_{i,t}$: volume mínimo do reservatório da usina i no final do estágio t [hm^3];
- $\overline{x}_{i,t}$: volume máximo do reservatório da usina i no final do estágio t [hm^3];
- $\underline{u}_{i,t}$: defluência mínima da usina i no estágio t [m^3/s];
- $\overline{u}_{i,t}$: defluência máxima da usina i no estágio t [m^3/s];
- $\underline{q}_{i,t}$: turbinagem mínima da usina i no estágio t [m^3/s];
- \overline{q}_t : turbinagem máxima da usina i no estágio t [m^3/s];
- Ω_i : conjunto das usinas imediatamente a montante da usina i .

O custo operacional $\psi_t(\cdot)$ representa o custo mínimo de geração complementar de recursos não hidráulicos como geração térmica, importação de mercados vizinhos ou déficit de energia (acionamento). Como conseqüência de minimização, ψ_t é uma função convexa crescente da geração complementar e portanto decrescente da geração hidroelétrica P_t no estágio t , e depende da demanda D_t . No caso particular do sistema térmico apresentado

na tabela 2.3, a função de custo $\psi(\cdot)$ determinada pelo despacho econômico termoeletrico é uma função linear por partes e monotonicamente crescente em função da geração térmica do sistema.

A função $V(\cdot)$ representa o custo futuro associado ao estado de armazenamento dos reservatórios no final do período de planejamento. O objetivo da função $V(\cdot)$ é equilibrar os custos operacionais decorrentes do uso da água no período de planejamento com os custos futuros após esse período.

A geração hidroelétrica em cada usina no estágio t é representada pela equação (2.49), sendo função não linear do volume de água armazenado no reservatório $x_{i,t}$ e do volume de água defluente da usina $u_{i,t}$. A equação de igualdade (2.51) representa o balanço de água nos reservatórios. Termos referentes a evaporação e infiltração não são considerados por questão de simplicidade.

Limites superiores e inferiores nas variáveis, representados pelas equações (2.53)-(2.56), são impostos por restrições operacionais das usinas hidroelétricas e outras restrições associadas ao uso múltiplo da água, como controle de cheias, irrigação e navegação.

O problema de planejamento da operação energética, tal como apresentado na formulação (2.47)-(2.57), não leva em consideração a estocasticidade das vazões afluentes ao sistema hidráulico de geração. A forma de tratar a estocasticidade do problema diferencia políticas de controle malha fechada e malha aberta. Estas políticas operativas serão apresentadas nos capítulos subsequentes.

2.5 **Resumo**

Neste capítulo, a operação de sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica foi matematicamente modelada. A modelagem apresentada é relevante para compreensão e análise dos capítulos posteriores.

O capítulo apresentou inicialmente algumas características do sistema elétrico brasileiro de geração, com o objetivo de ilustrar o cenário em que este trabalho se insere. Os principais componentes que constituem um sistema hidrotérmico de geração foram então apresentados. Modelos matemáticos de cada componente e ilustrações numéricas de suas características são mostrados, o que oferece uma idéia da ordem de grandeza dos valores que tais componentes representam. Primeiramente, foi descrito a composição básica de uma usina hidroelétrica, com termos e variáveis utilizadas neste trabalho. A seguir, foi definido um sistema termoeletrico, com uma breve descrição do problema de Despacho Econômico Termoeletrico, a partir do qual o problema de planejamento da operação energética de

sistemas hidrotérmicos se torna exclusivamente hidráulico. Uma vez modelado o sistema gerador, uma versão determinística do problema de planejamento energético de sistemas hidrotérmicos foi apresentada.

Capítulo 3

Política de Controle Malha Fechada

Este capítulo apresenta a formulação estocástica para o problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos e sua solução através do algoritmo de programação dinâmica estocástica.

A programação dinâmica estocástica é caracterizada como uma política de controle em malha fechada, cujo objetivo é determinar uma regra ótima de operação que selecione, em cada estágio do período de planejamento, decisões ótimas para cada possível estado do sistema.

3.1 Introdução

De uma forma genérica um problema de controle ótimo estocástico seqüencial pode ser descrito como (Silva Fo., 1988):

- (1) um sistema discreto no tempo constituído por uma dinâmica estocástica relacionando variáveis de estado e de controle;
- (2) um custo funcional;
- (3) restrições nas variáveis de saída e de controle.

Seja um sistema dinâmico discreto no tempo representado como:

$$x_{t+1} = f_t(x_t, u_t, y_t) \quad t = 0, 1, \dots, T - 1 \quad (3.1)$$

onde,

t : representa o índice discreto no tempo;

x_t : representa a variável de estado do sistema, sendo um elemento do espaço X_t ;

u_t : representa a variável de controle ou variável de decisão a ser selecionada no estágio t , a qual é restrita a um dado conjunto não vazio U_t ;

y_t : é uma variável aleatória com distribuição de probabilidade conhecida.

Seja o custo funcional associado ao sistema (3.1) definido como $g_t(x_t, u_t, y_t)$, de forma que, o custo ocorrido no estágio k acumula-se sobre o tempo e o custo total do sistema seja dado por:

$$C_{\text{Total}} = \sum_{t=0}^{T-1} g_t(x_t, u_t, y_t) + g_T(x_T) \quad (3.2)$$

onde, $g_T(x_T)$ representa o custo ocorrido no final do processo. Devido a presença da variável y_t , geralmente o custo é uma variável aleatória.

Dado um estado inicial x_0 , uma política ótima para atuar em (3.1) pode ser determinada pela solução do seguinte problema:

$$J(u) = \min_{u_t} E_{y_t} \{C_{\text{Total}}\} = \min_{u_t} E_{y_t} \left\{ \sum_{t=0}^{T-1} g_t(x_t, u_t, y_t) + g_T(x_T) \right\} \quad (3.3)$$

$$s.a : \begin{cases} x_{t+1} = f_t(x_t, u_t, y_t) \\ u_t \in U_t \\ t = 0, 1, \dots, T-1 \end{cases}$$

onde, E_{y_t} representa a esperança matemática do custo em relação a distribuição da variável aleatória y_t envolvida no problema.

A solução do problema (3.3) é a seqüência de controles $\pi = \{u_0, \dots, u_{T-1}\}$. A forma como esta seqüência é determinada diferencia as chamadas políticas de malha aberta e políticas de malha fechada.

Na política de malha aberta todas as decisões u_0, \dots, u_{T-1} são selecionadas no tempo 0, sem considerar possíveis medidas futuras no sistema, ou seja, o problema é considerado essencialmente determinístico e fornece uma seqüência de controle ótima $\{u_0^*, \dots, u_{T-1}^*\}$, com $u^* \subset U$ dita ótima em malha aberta.

Na política de malha fechada, a idéia é utilizar as informações que são disponíveis entre os estágios 0 e t na tomada de decisão de u_t . Considerando-se, por exemplo, que o estado possa ser medido exatamente, a seqüência de controle ótimo gerada em malha fechada é dada por $\{u_t^*(x_t), t = 1, \dots, T - 1\}$, com $u^*(x(\cdot)) \subset U$. A política de malha fechada não está interessada em valores numéricos ótimos para as decisões, mas em encontrar uma regra de operação que ofereça, em cada estágio t , uma decisão ótima u_t^* para cada possível estado x_t do sistema (Bertsekas, 1995a).

3.2 Programação Dinâmica Estocástica

A Programação Dinâmica Estocástica (PDE), técnica desenvolvida por Richard Bellman (Bellman, 1962), vem sendo amplamente aplicada na solução de problemas associados a recursos hídricos em geral e de problemas de planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos de potência em particular (Butcher, 1971), (Yakowitz, 1982), (Stedinger et al., 1984), (Pereira e Pinto, 1985), (Trezos e Yeh, 1987) e (Braga Jr. et al., 1991).

A popularidade desta técnica pode ser atribuída a facilidade com que a mesma incorpora em sua formulação aspectos estocásticos e não lineares do problema, além de oferecer uma política de controle em malha fechada. A técnica de PDE tem ainda a vantagem de decompor problemas complexos em uma série de problemas que são resolvidos recursivamente (Yeh, 1985), sob a hipótese de que o custo funcional de cada estágio satisfaz a condição de separabilidade (Nemhauser, 1966).

No entanto, a principal limitação da PDE é a chamada “maldição da dimensionalidade”, onde o esforço computacional cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado do problema. No planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos de potência a dimensionalidade associada a PDE pode tornar o problema intratável, mesmo para um pequeno número de usinas hidroelétricas.

Neste caso, várias abordagens têm sido sugeridas para superar o problema da dimensionalidade, incluindo a agregação do sistema hidroelétrico através de uma representação composta (Arvanitids e Rosing, 1970a), (Arvanitids e Rosing, 1970b), (Pereira, 1985), (Duran et al., 1985), (Cruz Jr. e Soares, 1996), (Turgeon, 1980), (Turgeon e Charbon-

neau, 1998) e o uso da programação dinâmica dual, baseada na decomposição de Benders (Pereira e Pinto, 1985), (Pereira e Pinto, 1989) (Røtting e Gjelsvik, 1992), (Jacobs et al., 1995).

A seguir é apresentada a formulação estocástica do problema de planejamento energético da operação, para o caso particular de sistemas hidrotérmicos constituídos de uma única usina hidroelétrica. Neste caso, a formulação apresentada não considera nenhum tipo de manipulação na modelagem do problema, as quais são exigidas apenas no caso da implementação da política de controle malha fechada em sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas.

3.2.1 Formulação

Na PDE, o problema se divide em etapas (estágios) e a melhor decisão em cada etapa é determinada de acordo com a situação (estado) em que o sistema se encontra. A otimalidade é baseada no conhecimento prévio de todas as possibilidades futuras e suas conseqüências, de modo a satisfazer o princípio da otimalidade de Belmman (Bellman, 1962). Assim, o custo total de operação é dado pelo custo da decisão no próprio estágio com o custo futuro pré-determinado a partir do estágio seguinte. Como o problema é estocástico, a decisão em cada estágio é determinada com base na distribuição de probabilidade da vazão afluyente ao sistema.

A aplicação da PDE no planejamento energético, conforme utilizado neste trabalho, considera que a variável estocástica representando a vazão afluyente no estágio t depende somente da vazão afluyente no estágio anterior $t - 1$, sendo representadas por um modelo Periódico Auto-Regressivo de ordem 1, PAR(1), descrevendo o processo estocástico da variável aleatória como uma cadeia de Markov (Bertsekas, 1995a). A consideração de modelos com ordem superior requer o indesejável aumento da dimensão do espaço de estado do problema, no caso da implementação primal convencional desta técnica.

Considerando-se o caso particular de uma única usina hidroelétrica, as variáveis de estado no modelo são representadas pelo volume de água armazenado no reservatório no começo de cada estágio x_t e a vazão afluyente no estágio anterior y_{t-1} . As variáveis de controle são representadas pela quantidade de água liberada do reservatório durante o estágio u_t , composta pela quantidade turbinada q_t e vertida s_t .

O problema de planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos, em sua versão estocástica, pode ser formulado como:

$$\min E_{y_t|y_{t-1}} \left\{ \sum_{t=1}^T \psi_t(D_t - P_t) + V(x_T) \right\} \quad (3.4)$$

sujeito a :

$$P_t = k \cdot h_{l_t} \cdot q_t \quad (3.5)$$

$$h_{l_t} = \phi(x_t) - \theta(u_t) - pc_t \quad (3.6)$$

$$x_t = x_{t-1} + (y_t - u_t) \Delta t \quad (3.7)$$

$$u_t = q_t + s_t \quad (3.8)$$

$$\underline{x}_t \leq x_t \leq \bar{x}_t \quad (3.9)$$

$$\underline{u}_t \leq u_t \leq \bar{u}_t \quad (3.10)$$

$$\underline{q}_t \leq q_t \leq \bar{q}_t \quad (3.11)$$

$$s_t \geq 0 \quad (3.12)$$

$$\forall t, t = 1, 2, \dots, T$$

onde, $E_{y_t|y_{t-1}}\{\cdot\}$ representa o valor esperado de custo durante o estágio t , condicionado a vazão afluyente no estágio anterior $t - 1$.

Em cada estágio as decisões são determinadas através da minimização da soma do custo presente mais o custo esperado futuro, assumindo decisões ótimas para todos os estágio subseqüentes. Este custo é aditivo no sentido que o custo ocorrido no estágio t acumula-se sobre o tempo.

Neste trabalho, a técnica de resolução *backward* é considerada. Nesta técnica, o problema é resolvido com a busca de políticas ótimas partindo do estágio final T e seguindo até o estágio inicial. Neste caso, a equação recursiva que corresponde a solução da PDE pode ser escrita como:

$$F_t(x_t, y_{t-1}) = \min_{\{u_t, q_t\}} \left\{ \psi_t(D_t - P_t) + E_{y_t|y_{t-1}} F_{t+1}(x_{t+1}, y_t) \right\} \quad (3.13)$$

$$t = T, T - 1, \dots, 1$$

onde, $F_t(x_t, y_{t-1})$ representa o mínimo valor esperado de operação do estágio t ao final do horizonte T , supondo que o sistema se encontra no estado (x_t, y_{t-1}) e, em função da decisão tomada, transita para o estado (x_{t+1}, y_t) .

Supondo conhecida a função densidade de probabilidade condicionada da variável estocástica do problema $f(y_t|y_{t-1})$, a equação recursiva (3.13) pode ser reescrita como:

$$F_t(x_t, y_{t-1}) = \min_{\{u_t, q_t\}} \left\{ \psi_t(D_t - P_t) + \int_{-\infty}^{\infty} F_{t+1}(x_{t+1}, y_t) \cdot f(y_t|y_{t-1}) dy_t \right\} \quad (3.14)$$

$$t = T, T - 1, \dots, 1$$

Segundo o princípio de otimalidade de Bellman (Bellman, 1962), se u_t^* , para $t = k, \dots, T - 1$, é uma política ótima estando o sistema no estado (x_k, y_{k-1}) no período $t = k$, então u_t^* , para $t = k + 1, \dots, T - 1$, será uma política ótima para o estado inicial $(x_{k+1}, y_k) = \phi(x_k, y_{k-1}, u_k, q_k, s_k)$ no período $t = (k + 1)$, onde ϕ representa a equação de transição de estado do modelo.

De acordo com este princípio, uma política ótima u_t^* , com $t = 1, \dots, T - 1$, para o problema (3.4)-(3.12), pode ser obtida pela solução de:

$$F_t(x_t, y_{t-1}) = \min_{\Omega_t} \left\{ \psi_t(D_t - P_t) + \int_{-\infty}^{\infty} F_{t+1}(x_{t+1}, y_t) \cdot f(y_t|y_{t-1}) dy_t \right\} \quad (3.15)$$

sujeito a :

$$\begin{cases} F_T(x_T, y_{T-1}) = V(x_T) \\ \forall t, t = T, T - 1, \dots, 1 \end{cases} \quad (3.16)$$

onde, $\Omega_t = \{u_t, q_t\}$ sujeito as restrições dadas pelas equações (3.5)-(3.12).

A formulação (3.15) e (3.16) é denominada formulação do tipo “decisão-acaso”, a qual tem sido adotada no planejamento energético da operação do sistema elétrico brasileiro (Kligerman, 1992). Neste tipo de formulação, as decisões são tomadas sem o conhecimento das vazões afluentes no próprio mês, mas em função da distribuição de probabilidade das vazões, tal como ilustra a figura 3.1.

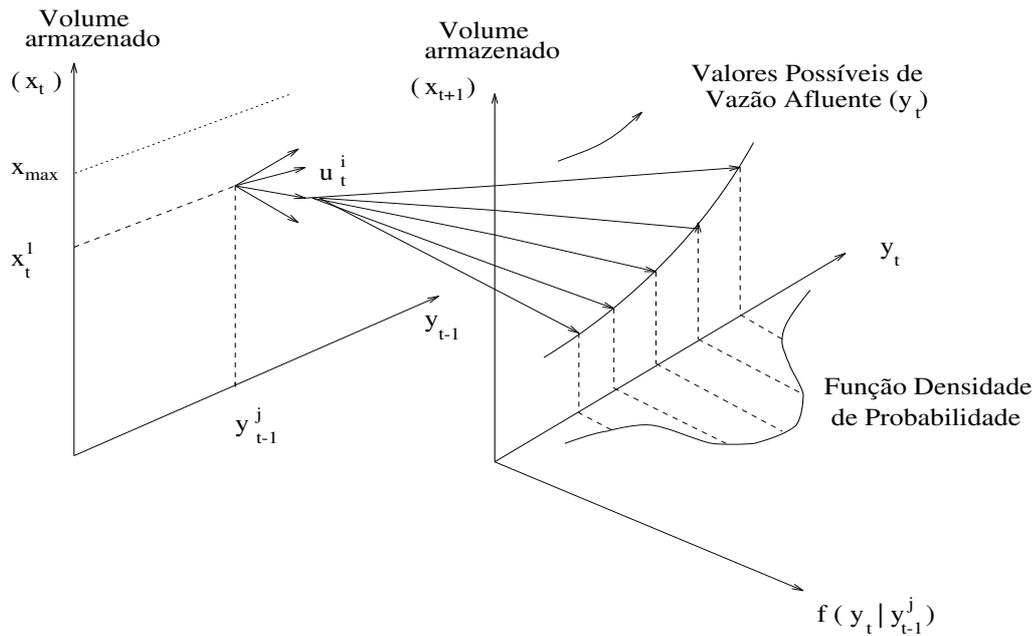


Figura 3.1: Esquema da PDE.

A solução do funcional (3.15) é obtida pela discretização de cada variável de estado contínua de maneira que cada espaço de estado seja substituído por uma faixa de intervalos discretos, onde são calculados os valores de F_t . Para ilustrar a dimensão do problema resultante, em um sistema formado por um único reservatório, onde as variáveis de estado representando o volume armazenado são discretizadas em 100 intervalos e as variáveis de estado representando a vazão afluente ao sistema são discretizadas em 10 intervalos, o total de estados discretizados é de (100×10) estados. Para mais de uma usina hidroelétrica, o número de estados discretizados cresce exponencialmente com o número de usinas, ou seja, o total de estados passa a ser 1000^N , onde N representa o número de usinas hidroelétricas do sistema.

3.3 Modelo Markoviano

Neste trabalho, o modelo markoviano é utilizado na representação da estocasticidade das vazões na PDE. Este modelo é baseado em um processo periódico auto-regressivo de ordem 1, sob a hipótese de que a vazão afluyente ao sistema em um estágio t qualquer do período de planejamento depende somente da vazão afluyente ocorrida no estágio $t - 1$.

Supondo uma particular função densidade de probabilidade associada a variável aleatória y no mês t , tem-se que:

- (i) Dividindo o domínio da variável aleatória em M intervalos equiprováveis, a área sob a função densidade de probabilidade em cada intervalo representa a probabilidade da variável aleatória pertencer a este intervalo, com valor $\beta = 1/M$. A figura 3.2 ilustra essa divisão, onde as separações entre os intervalos são denotadas por q_t^k , para $k = 1, 2, \dots, M - 1$.
- (ii) Supõem-se que a média de cada intervalo é o valor representativo da variável y_t no intervalo, exceto os extremos. Tais valores médios, representados na figura 3.2 como y_t^k , $k = 1, 2, \dots, M$, são utilizados na PDE.

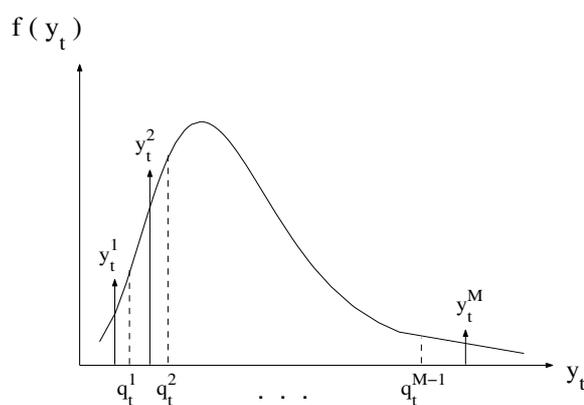


Figura 3.2: Função Densidade de Probabilidade para y_t .

Da figura 3.2 ainda pode-se observar as seguintes propriedades:

$$\int_{-\infty}^{q_t^1} f(y_t) dy_t = \beta \quad (3.17)$$

$$\int_{-\infty}^{y_t^1} f(y_t) dy_t = \beta/2 \quad (3.18)$$

$$\int_{q_t^{M-1}}^{+\infty} f(y_t) dy_t = \beta \quad (3.19)$$

$$\int_{y_t^M}^{+\infty} f(y_t) dy_t = \beta/2 \quad (3.20)$$

Os valores y_t^1 e y_t^M são determinados a partir de (3.18) e (3.20), pois neste caso o uso do valor médio do intervalo não é apropriado.

• Função Densidade de Probabilidade de Transição de Estado

Segundo trabalhos realizados em hidrologia e ajuste de séries temporais para previsão de vazão média mensal, a função densidade de probabilidade que melhor se aproxima do comportamento do histórico de vazão afluente é a log-normal (Box e Jenkins, 1994) (Yevjevich, 1977), cuja expressão é da forma:

$$f(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma y}} e^{-(\ln(y)-\mu)^2/2\sigma^2} & \text{para } \sigma > 0, y \geq 0 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.21)$$

onde, μ e σ representam a média e a variância dos valores da variável aleatória y , respectivamente.

A partir da função densidade de probabilidade $f(y)$, a probabilidade da variável aleatória y estar entre dois valores a e b é dada por:

$$P[a \leq y \leq b] = \int_a^b \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma y}} e^{-(\ln(y)-\mu)^2/2\sigma^2} dy \quad (3.22)$$

Com a mudança de variáveis $y' = \ln(y)$ e $dy' = y^{-1}dy$, a probabilidade $P[.]$ pode ser escrita como:

$$P[a \leq y \leq b] = \int_{\ln(a)}^{\ln(b)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(y'-\mu)^2/2\sigma^2} dy' \quad (3.23)$$

$$P[a \leq y \leq b] = F\left(\frac{\ln(b) - \mu}{\sigma}\right) - F\left(\frac{\ln(a) - \mu}{\sigma}\right) \quad (3.24)$$

onde, $F(w)$ representa a probabilidade da variável aleatória com distribuição normal $N(0, 1)$ assumir valor menor ou igual a w (Box e Jenkins, 1994).

Levando-se em consideração a dependência temporal de ordem 1 entre as vazões afluentes, a função densidade de probabilidade condicionada para o histórico de vazões afluente pode ser escrita da seguinte forma:

$$f(y_t|y_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(y_t - \mu_m)^2/2(\sigma_{t_m})^2} \quad (3.25)$$

onde,

$\sigma_{t_m} = \sigma_t \sqrt{(1 - \rho^2)}$: desvio padrão da série de vazões condicionada;

$\mu_m = u_t + \rho \frac{\sigma_t}{\sigma_{t-1}}(y_{t-1} - \mu_{t-1})$: média da série de vazões condicionada;

$\mu_t = E[y_t]$: valor esperado de y_t ;

$\mu_{t-1} = E[y_{t-1}]$: valor esperado de y_{t-1} ;

$\sigma_t^2 = V[y_t]$: variância de y_t ;

$\sigma_{t-1}^2 = V[y_{t-1}]$: variância de y_{t-1} ;

$\rho = E[(y_t - \mu_t)(y_{t-1} - \mu_{t-1})]/\sigma_t\sigma_{t-1}$: coeficiente de correlação de y_t em relação ao período anterior.

• **Matriz de Probabilidade de Transição de Estado**

Discretizados os valores de y_t , a matriz de probabilidade de transição de estado, denominada aqui de matriz de probabilidade condicionada, fornece os valores de probabilidade de ocorrência de y_t , dado que ocorreu y_{t-1} , podendo ser calculada como:

1. Dado um valor discretizado de vazão afluyente no estágio $t - 1$, representado por y_{t-1} , os parâmetros da função densidade de probabilidade condicionada $f(y_t|y_{t-1})$ são calculados.
2. A j -ésima linha da matriz de probabilidade de transição é dada por:

$$P_t^{j,1} = \int_{-\infty}^{q_t^1} f(y_t|y_{t-1} = y_{t-1}^j) dy_t \quad (3.26)$$

$$P_t^{j,k} = \int_{q_t^{k-1}}^{q_t^k} f(y_t|y_{t-1} = y_{t-1}^j) dy_t \quad (3.27)$$

$$P_t^{j,M} = \int_{q_t^{M-1}}^{+\infty} f(y_t|y_{t-1} = y_{t-1}^j) dy_t \quad (3.28)$$

onde, $P_t^{j,k}$ é a probabilidade de ocorrência da vazão afluyente y_t^k no estágio t dado que ocorreu y_{t-1}^j no estágio $t - 1$.

Utilizando-se o valor da probabilidade $P_t^{j,k}$, a equação recursiva (3.14) do modelo de PDE pode ser rescrita como:

$$F_t(x_t, y_{t-1}) = \min_{u_t, q_t} \left\{ \psi_t(D_t - P_t) + \sum_{k=1}^M P_t^{j,k} F_{t+1}(x_{t+1}, y_t) \right\} \quad (3.29)$$

A metodologia apresentada para a determinação da matriz de probabilidade de transição de estado foi utilizada em (Andrade Fo., 1986) e (Cruz Jr., 1998). Neste trabalho, os cálculos de $P_t^{j,k}$ são feitos por aproximações polinomiais (Abramowitz e Stegun, 1972).

3.4 Modelos Não-Correlacionados

Algumas aplicações da PDE no planejamento energético da operação hidrotérmica assumem que a variável estocástica representando a vazão afluyente ao sistema é independente no tempo (Piccardi e Soncini-Sessa, 1991), (Tejada-Guibert et al., 1995). Neste caso, o estado do sistema é formado apenas pela variável de volume armazenado no início do estágio (figura 3.3), e a equação recursiva do modelo pode ser representada como:

$$F_t(x_t) = \min_{\{u_t, q_t\}} \{ \psi_t(D_t - P_t) + E_{y_t} \{ F_{t+1}(x_{t+1}) \} \} \quad (3.30)$$

onde, $F_t(x_t)$ representa o mínimo valor esperado de operação do estágio t ao final do horizonte T , supondo que o sistema se encontra no estado x_t e, em função da decisão tomada, transita para o estado x_{t+1} .

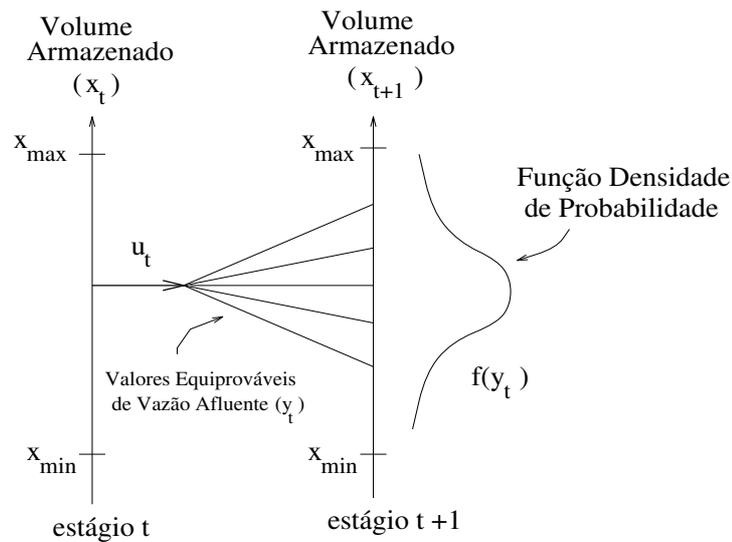


Figura 3.3: Esquema da PDE com Vazão Afluyente Independente do Tempo.

Outra possibilidade é supor que as vazões afluentes em cada estágio são determinísticas. Uma forma pode ser considerar valores médios mensais do histórico de vazões, e a equação recursiva do modelo na PDE passa a ser representada como:

$$F_t(x_t) = \min_{\{u_t, q_t\}} \{\psi_t(D_t - P_t) + F_{t+1}(x_{t+1})\} \quad (3.31)$$

onde, $x_{t+1} = x_t + (E\{y_t\} - u_t)\Delta t$.

Em (Martinez e Soares, 2001c), estudos foram realizados com a finalidade de analisar a influência do modelo estocástico no desempenho da PDE, no planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos. Os maiores ganhos obtidos com a representação markoviana foram da ordem de 2%, em relação ao modelo não correlacionado, em simulações da operação isolada de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro sob dados históricos de vazão afluente.

3.5 Modelo Equivalente

No caso de sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas, a política de controle malha fechada da PDE é limitada pela dimensionalidade do sistema resultante, associada ao número de variáveis de estados envolvidas no problema.

Neste caso, a modelagem equivalente tem sido amplamente proposta para o planejamento da operação energética (Arvanitids e Rosing, 1970a), (Arvanitids e Rosing, 1970b), (Duran et al., 1985), (Cruz Jr. e Soares, 1996), (Turgeon, 1980), (Turgeon e Charbonneau, 1998), já que este tipo de representação reduz drasticamente a dimensão do sistema, permitindo a utilização da PDE para a obtenção das estratégias de operação.

O Modelo Equivalente (ME) é uma representação simplificada de um sistema de múltiplas usinas hidroelétricas através de um único reservatório, representando as usinas hidroelétricas que possuem reservatório de acumulação, e por uma usina que gera a fio d'água, representando o conjunto de usinas a fio d'água do sistema.

O procedimento de agregação dos reservatórios baseia-se na redução do espaço dimensional do sistema através da estimação da energia produzida por estes reservatórios. Esta estimação baseia-se no cálculo da energia produzida através do completo esvaziamento de todos os reservatórios do sistema a partir de um estado inicial de armazenamento. A partir de uma regra de operação especificada para os reservatórios, o ME estima quanta energia este sistema pode gerar. A estimação da energia produzida é diretamente relacionada à regra de operação adotada.

O ME é considerado adequado quando os reservatórios do sistema possuem grande capacidade de regularização e existe uma razoável correlação espacial entre as vazões afluentes aos diferentes reservatórios do sistema, ou seja, a região em estudo é considerada hidrológicamente homogênea. Além disso, é importante uma forte interligação elétrica, para que o atendimento aos centros de carga seja feito de maneira flexível pelas várias unidades que compõem o sistema (Arvanitidis e Rosing, 1970a).

Na agregação de um sistema hidroelétrico em um sistema equivalente, as variáveis hidráulicas são transformadas em variáveis energéticas. No ME, a disponibilidade energética do sistema é representada pela energia armazenada em um reservatório equivalente de energia. A energia retirada do reservatório é denominada energia defluente, enquanto a energia recebida pelo reservatório é denominada energia controlável. No caso de usinas a fio d'água, a energia fornecida por estas usinas é denominada de energia a fio d'água. São consideradas ainda, a energia perdida por vertimento no reservatório, denominada energia vertida, e a energia perdida por evaporação, denominada de energia evaporada.

• Energia Armazenada

Seja o caso particular de uma única usina hidroelétrica em um dado estado de armazenamento inicial x_0 .

A altura de queda líquida média de uma usina representa a altura média de queda obtida caso o reservatório fosse esvaziado partindo de um determinado volume inicial de armazenado até atingir seu volume mínimo \underline{x} . A altura de queda líquida média, denotada aqui por h_l^{med} , pode ser estimada como uma função da cota média de montante, cota média de jusante e da perda de carga no intervalo de estudo. Sendo h_l^{med} como função apenas do volume inicial x_0 , tem-se:

$$h_l^{med} = \phi^{med}(x_0) - \theta^{med} - p_c^{med} \quad [m] \quad (3.32)$$

A cota média do canal de fuga e a perda de carga média são fornecidos pelo cadastro de usinas da Eletrobrás. A cota média de montante equivale a altura com área equivalente a área abaixo do polinômio da cota de montante para a faixa de volume que representa o esvaziamento do reservatório, ou seja:

$$\phi^{med}(x_0) = \frac{1}{x_0 - \underline{x}} \int_{\underline{x}}^{x_0} \phi(x) dx \quad [m] \quad (3.33)$$

No caso de uma única usina hidroelétrica, cada quantidade incremental de água dx liberada do reservatório produz uma quantidade incremental de energia elétrica de , que equivale à energia potencial desta quantidade incremental de água multiplicada pelo rendimento médio do processo de conversão de energia, ou seja:

$$de = \eta \cdot \rho \cdot g \cdot h_l^{med}(x) \cdot dx \quad (3.34)$$

onde, ρ é o peso específico da água e g a aceleração da gravidade.

A energia armazenada e_0 associada ao armazenamento inicial x_0 da usina pode ser definida como o produto da água armazenada no reservatório pela produtividade média da usina:

$$e(x_0) = \rho_0(x_0 - \underline{x}) \quad [\overline{MW}] \quad (3.35)$$

A produtividade individual média de uma usina, denotada por ρ_0 , é dada pelo produto da produtibilidade específica da usina pela altura de queda líquida média da mesma durante seu deplecionamento:

$$\rho_0 = k \cdot h_{l_0}^{med} \quad [MW/(m^3/s)] \quad (3.36)$$

onde, $k = \eta \cdot \rho \cdot g$ representa a produtibilidade específica da usina em $[MW/(m^3/s) \cdot m]$.

Para um sistema com N usinas em cascata, uma quantidade incremental de água dx_i descarregada da usina i passará por todas as usinas a jusante e produzirá uma quantidade incremental de energia de_i , que pode ser expressa como:

$$de_i = \left[\sum_{j \in J_i} k_j h_l^{med}(x_j) \right] dx_i \quad (3.37)$$

onde, J_i representa o conjunto de usinas a montante da usina i .

A energia armazenada $e_i(x_{i,0})$ em cada usina i é calculada pela integração da equação (3.37). Neste caso, faz-se necessário o conhecimento dos relacionamentos entre os

reservatórios das usinas a jusantes x_j , $j \in J_i$, e o nível de armazenamento do reservatório da usina, x_i , durante o processo de deplecionamento.

Portanto, a determinação da energia armazenada em um sistema com N usinas requer a adoção de uma Regra de Operação dos Reservatórios (ROR), a qual deve estabelecer o comportamento dos reservatórios durante o processo de deplecionamento. A ROR que vem sendo utilizada pela setor elétrico brasileiro, supõe a operação dos reservatórios no mesmo percentual de armazenamento, enchendo e esvaziando paralelamente, sendo chamada de regra linear.

3.5.1 Modelo Equivalente Linear

O ME apresentado é um modelo genérico que considera qualquer tipo de regra de operação. Será descrito aqui um caso particular deste modelo, que é obtido quando supõe-se uma regra de operação linear, denominado aqui de Modelo Equivalente Linear.

Uma forma de representar uma ROR é associar o armazenamento de cada reservatório com um parâmetro λ , variando de zero a um, tal que, $\lambda = 1$ representa que os reservatórios estão em seu armazenamento inicial e $\lambda = 0$ representa que os reservatórios estão vazios. Seja $f_i(\lambda)$ uma função real, diferenciável, com domínio e imagem no intervalo $[0, 1]$:

$$f_i(\lambda) = \begin{cases} 1 & \text{se } \lambda = 1 \\ 0 & \text{se } \lambda = 0 \end{cases} \quad (3.38)$$

De acordo com (3.38) a regra de operação do reservatório i pode ser estabelecida como:

$$x_i(\lambda) = x_{i,0} \cdot f_i(\lambda) \quad (3.39)$$

As funções $f_i(\lambda)$ estabelecem o comportamento relativo dos reservatórios do sistema durante o processo de deplecionamento. De acordo com (3.39), a energia incremental produzida por cada usina pode ser expressa como uma função de λ :

$$de_i = \left[\sum_{j \in J_i} k_j \cdot h_i^{med}(x_j(\lambda)) \right] dx_i(\lambda) \quad (3.40)$$

E, calculando-se $dx_i(\lambda)$:

$$dx_i(\lambda) = x_{i,0} \cdot \frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} \cdot d\lambda \quad (3.41)$$

a expressão final para de_i é dada por:

$$de_i = \left[\sum_{j \in J_i} k_j \cdot h_l^{med}(x_j(\lambda)) \right] \cdot x_{i,0} \cdot \frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} \cdot d\lambda \quad (3.42)$$

A energia armazenada na usina i pode agora ser calculada integrando-se (3.42) em relação a λ :

$$e_i(x_{i,0}) = \int_0^1 \sum_{j \in J_i} k_j \cdot h_l^{med}(x_j(\lambda)) \cdot x_{i,0} \cdot \frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} \cdot d\lambda \quad (3.43)$$

$$e_i(x_{i,0}) = x_{i,0} \cdot \sum_{j \in J_i} k_j \cdot \int_0^1 h_l^{med}(x_j(\lambda)) \cdot \frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} \cdot d\lambda \quad (3.44)$$

$$e_i(x_{i,0}) = x_{i,0} \cdot \sum_{j \in J_i} k_j \cdot h_{eqi,j} \quad (3.45)$$

onde,

$$h_{eqi,j} = \int_0^1 h_l^{med}(x_j(\lambda)) \cdot \frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} \cdot d\lambda \quad [m] \quad (3.46)$$

A equação (3.46) representa a altura equivalente da usina j em relação à usina i , ou seja, a altura média com que a usina j transforma a água proveniente da usina i em energia, durante o deplecionamento de ambas segundo a regra $f_i(\lambda)$.

A energia armazenada total no sistema $e(x_0)$ é então calculada como:

$$e(x_0) = \sum_{i \in R} e_i(x_{i,0}) \quad (3.47)$$

onde, R é o conjunto de usinas com reservatório do sistema.

Na regra de operação linear, todos os reservatórios terão a mesma variação percentual de volume:

$$f_i(\lambda) = \lambda \quad (3.48)$$

Neste caso,

$$\frac{df_i(\lambda)}{d\lambda} = 1 \quad (3.49)$$

e (da equação (3.39)):

$$d\lambda = \frac{dx_j(\lambda)}{x_{j,0}} \quad (3.50)$$

A altura equivalente dada por (3.46) pode ser calculada por integração em relação a dx_j

$$h_{eq_{i,j}} = h_{eq_j} = \frac{1}{x_{j,0}} \int_0^{x_{j,0}} h_l^{med}(x_j) \cdot dx_j \quad [m] \quad (3.51)$$

Portanto, para o ME com regras de operação linear, a altura equivalente do reservatório j em relação a qualquer usina de montante i será dada pela a altura equivalente própria do reservatório j .

3.5.2 Outras Variáveis do Modelo Equivalente

Outras variáveis envolvidas na construção do ME de um sistema hidroelétrico são descritas a seguir, de acordo com (Terry et al., 1980).

- **Energia Controlável**

A energia controlável (ec) representa a quantidade de energia afluyente ao sistema que pode ser estocada sem necessidade de uso imediato. Em sistemas compostos somente por usinas fio d'água a energia controlável é nula, já que neste caso toda a vazão afluyente as usinas deve ser descarregada.

O histórico mensal de energia controlável a um sistema de múltiplas usinas pode ser obtido somando-se as vazões afluentes naturais médias mensais a cada reservatório,

multiplicadas pela produtividade média da própria usina e pela produtividade média de todas as usinas fio d'água a jusante até o próximo reservatório exclusive. Para um dado período t , a ec pode ser definida como:

$$ec_t = 9.81 \times 10^{-3} \sum_{i \in R} (y_{i,t} - \underline{q}_i) (\eta_i \cdot \bar{h}_{eq_i} + \sum_{j \in F_i} \eta_j \cdot h_{l_j}) \quad [\overline{MW}] \quad (3.52)$$

onde, R é conjunto de usinas com reservatório do sistema; F_i é conjunto de usinas fio d'água entre o reservatório i e o próximo reservatório a jusante; $y_{i,t}$ é vazão natural média mensal afluyente ao reservatório i no mês t (m^3/s); \underline{q}_i é defluência mínima obrigatória do reservatório i (m^3/s) e h_{l_j} é altura de queda líquida da usina fio d'água j ;

• Correção da Energia Controlável

A correção da energia controlável, calculada com base nas produtividades médias das usinas, tem como objetivo levar em consideração a influência do armazenamento no valor da produtividade das usinas, e conseqüentemente do sistema.

Neste caso, para cada mês do ano são calculados três fatores de correção da ec correspondentes aos armazenamentos máximo, médio (50% do volume útil) e mínimo do reservatório equivalente, baseados no cálculo da ec com as alturas de queda correspondentes.

Para o armazenamento máximo tem-se:

$$fc_{max_t} = \frac{\sum_t \sum_{i \in R} \left(\eta_i \cdot \bar{h}_{l_i} + \sum_{j \in F_i} \eta_j \cdot h_{l_j} \right)}{\sum_t \sum_{i \in R} \left(\eta_i \cdot h_{eq_i} + \sum_{j \in F_i} \eta_j \cdot h_{l_j} \right)} \quad (3.53)$$

onde, \bar{h}_{l_i} é altura de queda líquida máxima da usina i ; $t = (1, 2, \dots, 12)$ é o mês do ano correspondente.

Substituindo a altura de queda líquida máxima pelas alturas líquidas média e mínima tem-se os fatores de correção para armazenamento médio e mínimo, respectivamente. Com os três pontos $(0, fc_{min})$, (e_{med}, fc_{med}) , (e_{max}, fc_{max}) obtidos, faz-se um ajuste polinomial que fornece a correção da ec em função do nível de armazenamento do sistema. Desta forma, tem-se:

$$ec_t(\text{corrigida}) = f_{ec_t}(e) \cdot ec_t \quad (3.54)$$

- **Energia Defluente Mínima**

A energia defluente mínima edm corresponde à defluência mínima obrigatória dos reservatórios do sistema por restrições físicas tais como navegação, irrigação, saneamento e outros usos da água. Por ser independente da série hidrológica considerada, a edm é um valor fixo para todos os períodos, dependendo apenas da configuração adotada.

Para a altura de queda líquida máxima, a energia defluente mínima é dada por:

$$edm_{max} = 9.81 \times 10^{-3} \sum_{i \in R} \underline{q}_i \cdot (\eta_i \cdot \bar{h}_{l_i} + \sum_{i \in F_i} \eta_j \cdot h_{l_j}) \quad [\overline{MW}] \quad (3.55)$$

Substituindo a altura de queda líquida máxima pela altura de queda líquida média e mínima obtem-se os valores edm_{med} e edm_{min} que correspondem às energias defluente mínimas para os armazenamentos médio e mínimo do sistema. A partir dos valores $(0, edm_{min})$, (e_{med}, edm_{med}) e (e_{max}, edm_{max}) é feito um ajuste polinomial, o qual fornece a energia defluente mínima em função da energia armazenada no sistema no mês.

- **Energia Fio D'água**

A energia fio d'água ($efio$) é a quantidade de energia afluenta que corresponde às vazões afluentes apenas às usinas fio d'água do sistema. Assim como a energia controlável, a energia fio d'água depende das vazões afluentes, variando de período para período.

A energia fio d'água de um ME é obtida multiplicando-se toda a vazão afluenta incremental entre uma usina fio d'água e os reservatórios imediatamente a montante, pela sua produtividade. No entanto, a $efio$ é limitada pela capacidade de turbinamento máximo (engolimento) da usina. Para um dado mês t a energia fio d'água é dada por:

$$efio_t = 9.81 \times 10^{-3} \sum_{j \in F} \min [(\bar{q}_j - \sum_{m \in M_j} \underline{q}_m), (y_j^t - \sum_{m \in M_j} y_{mt})] \eta_j \cdot h_{l_j} \quad [\overline{MW}] \quad (3.56)$$

onde, F é o conjunto de usinas fio d'água do sistema; M_j é conjunto de usinas com reservatório imediatamente a montante da usina j ; \bar{q}_j é engolimento máximo da usina j

(m^3/s) ; y_j^t é vazão afluyente natural à usina j no período t (m^3/s) e q_m é defluência mínima obrigatória da usina m (m^3/s).

• Energia Evaporada

A energia evaporada (evp) de um sistema hidroelétrico corresponde a quantidade de energia perdida por evaporação nos reservatórios do sistema. A evp depende das áreas dos espelhos d'água e, portanto, dos níveis de armazenamento do sistema. O coeficiente (ou altura) de evaporação de um reservatório, depende do período em estudo, variando de forma sazonal durante o ano. Desta forma, valores de energia evaporada se repetirão, durante a otimização, a cada ano do horizonte de estudo. Para um estado de armazenamento máximo, a energia evaporada no mês t pode ser definida como:

$$evp_{max t} = \frac{9.81 \times 10^{-6}}{2.628} \sum_{i \in R} ce_{i,t} \cdot \bar{a}_i \cdot \sum_{j \in J_i} \eta_j \cdot \bar{h}_{l_j} \quad [MW] \quad (3.57)$$

onde, $ce_{i,t}$ é coeficiente de evaporação do reservatório i no período t ($mm/mês$); \bar{a}_i corresponde a área máxima do reservatório i (km^2); R é o conjunto de usinas com reservatório do sistema; J_i é o conjunto de usinas a jusante da usina i e \bar{h}_{l_j} é a altura de queda líquida máxima da usina j .

Substituindo-se a altura de queda líquida máxima pelas alturas de queda líquida média e mínima e considerando as áreas correspondentes, têm-se os valores de energia evaporada para armazenamentos médio e mínimo do sistema.

Utilizando-se os pares de pontos $(0, evp_{min})$, (e_{med}, evp_{med}) , (e_{max}, evp_{max}) , determina-se uma função que irá fornecer a energia evaporada do sistema em função do estado de armazenamento do mesmo:

$$evp(\text{corrigida}) = f(e) \quad (3.58)$$

Dependendo dos níveis de evaporação nos reservatórios do sistema, a energia evaporada pode ser desprezada nos cálculos das características do ME.

- **Energia Vertida**

A energia vertida (ev) em um sistema é a quantidade de energia que não pode ser estocada nem absorvida pelo mercado. Assim como uma usina pode verter por causa de excesso de água nos seus reservatórios ou limitações em seus geradores, um ME deve levar em conta a possibilidade de verter energia do sistema.

- **Energia Total Afluente**

A energia total afluente (ea) a um sistema de usinas corresponde à soma das energias controlável, fio d'água e de defluência mínima do sistema, ou seja:

$$ea_t = ec_t + e fio_t + edm_{med} \quad [\overline{MW}] \quad (3.59)$$

Na PDE com ME, o histórico de energia afluente é tratado pelo modelo estocástico markoviano, resultando nas matrizes de distribuição de probabilidade condicionada de ocorrência de energia afluente, a partir das quais são determinadas as tabelas otimizadas de geração.

3.6 Resumo

Este capítulo apresentou a formulação estocástica para o problema de planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica. A programação dinâmica estocástica foi proposta como técnica de solução para o problema apresentado, a qual é caracterizada como um política de controle malha fechada.

O objetivo deste tipo de política de controle é determinar uma regra ótima de operação que selecione, em cada estágio do período de planejamento, decisões ótima para cada possível estado do sistema. O modelo utilizado na representação da estocasticidade do sistema foi apresentado, o chamado modelo markoviano, o qual é baseado em um processo periódico auto-regressivo de ordem 1.

No caso de sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas, um modelo equivalente foi proposto. No modelo equivalente, variáveis hidráulicas do sistema são transformadas em variáveis energéticas e o espaço de estados do sistema foi reduzido. A regra de operação dos reservatórios adotada neste caso foi a regra linear, a qual vem sendo utilizada pela setor elétrico brasileiro. A regra linear supõe a operação dos reservatórios no mesmo percentual de armazenamento, enchendo e esvaziando paralelamente.

Capítulo 4

Política de Controle Malha Aberta

A política de controle malha aberta surge como uma abordagem alternativa ao controle em malha fechada na solução de problemas envolvendo incertezas. A idéia principal da malha aberta é considerar as incertezas de sistemas estocásticos fixadas em algum valor conhecido.

Este capítulo apresenta diferentes tipos de políticas de malha aberta ao problema de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência: o *naive feedback control*, o *open-loop feedback control* e a análise de cenários. A diferença entre as políticas está basicamente na forma de tratar a estocasticidade do sistema, sendo o controle resultante neste caso considerado sub-ótimo.

4.1 Introdução

Em muitos problemas práticos a aplicação da técnica de programação dinâmica na busca de uma solução em malha fechada pode ser computacionalmente impraticável, devido a dimensão do problema de otimização resultante. Como consequência, grande atenção vem sendo dada a algoritmos de controle sub-ótimo (Tse e Athans, 1972), (Bertsekas, 1976), (Bertsekas, 1995a).

Existe um grande número de abordagens sub-ótimas para a otimização de sistemas, sendo difícil classificá-las e analisá-las de uma maneira unificada (Bertsekas, 1976). Serão apresentados aqui diferentes métodos de controle sub-ótimos aplicados ao problema de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência: o *Naive Feedback Control* (NFC), também chamada de *certainty equivalent controller*, o *Open-Loop*

Feedback Control (OLFC) e a análise de cenários.

O objetivo da política de controle malha aberta é determinar a trajetória ótima de operação das usinas hidroelétricas que constituem o sistema com base em algum tipo de representação dos dados incertos do problema (solução determinística).

Estruturalmente as políticas de controle resultantes adotando-se o NFC ou o OLFC e até mesmo a análise de cenários são similares. Essas políticas utilizam a simplicidade da determinação de uma solução em malha aberta para o problema e consideram realimentação no sentido de melhorar o desempenho do sistema.

Para cada estágio k de planejamento, uma medida do sistema é observada e utilizada como condição inicial na solução do problema determinístico para o restante do horizonte de otimização, intervalo $[k, T]$. Apenas a solução ótima do primeiro estágio de otimização é selecionada para atuar no sistema. Uma nova medida é observada para o estágio $k + 1$, a partir do qual o procedimento é repetido. A diferença entre as soluções com NFC e OLFC está na maneira com que a estocasticidade do sistema é tratada.

A análise de cenários pode ainda se diferenciar das políticas de NFC e OLFC em relação a estrutura de realimentação do controle resultante, já que algumas abordagens de análise de cenário não consideram este tipo de recurso. De acordo com a representação da estocasticidade e o tipo de realimentação considerados, a análise de cenários pode determinar soluções ditas antecipativas ou não antecipativas, dependendo de supor ou não o conhecimento das variáveis incertas do problema em estágios futuros.

A vantagem associada a política de controle malha aberta está na variedade de técnicas de otimização disponíveis para resolver o problema determinístico resultante, além da abordagem não exigir o armazenamento de uma grande quantidade de variáveis, como ocorre na política de controle malha fechada da programação dinâmica. Sendo baseada em um modelo de otimização determinístico, a política de malha aberta permite ainda a representação do sistema hidráulico em detalhes, considerando cada usina individualmente, com suas próprias restrições operacionais e características de produção.

4.2 Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos - POSH

Esse trabalho utiliza o modelo proposto em (Oliveira e Soares, 1990), conhecido como modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos (POSH), na otimização determinística da política de controle malha aberta.

O modelo POSH baseia-se na representação do sistema hidráulico como um problema de fluxo em rede não linear com arcos capacitados. Os nós representam as unidades hidroelétricas do sistema e os arcos representam o volume de água armazenado no reservatório e a defluência em cada estágio de tempo. A vazão incremental de cada usina no estágio de tempo t completa a equação de balanço (2.51), tal como ilustra a figura 4.1.

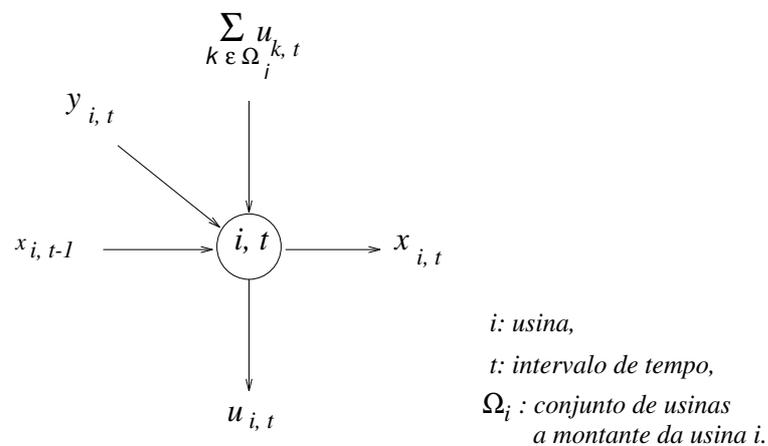


Figura 4.1: Representação de Balanço de Água no Nó.

Uma cascata de usinas hidroelétricas é representada por uma rede básica do tipo arborescência (figura 4.2). A repetição desta rede nos vários estágios de tempo do horizonte de planejamento constitui a rede hidráulica (figura 4.3), denominada de arborescência expandida no tempo (Rosenthal, 1981). Neste tipo de representação, as variáveis de volume das usinas com reservatórios de acumulação são responsáveis pela transferência de água entre os estágios de tempo. Já as usinas a fio d'água não têm arcos de volume representados na rede, já que toda água que chega a usina é turbinada ou vertida, mantendo seu volume constante. A representação do problema através de um grafo permite eficiente armazenamento das estruturas de base (árvores) utilizadas pelo método de solução (Oliveira, 1993).

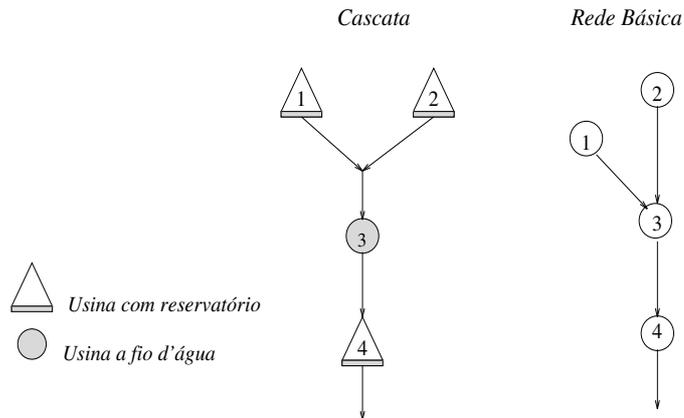


Figura 4.2: Representação da Rede Básica Associada a uma Cascata com 4 Usinas.

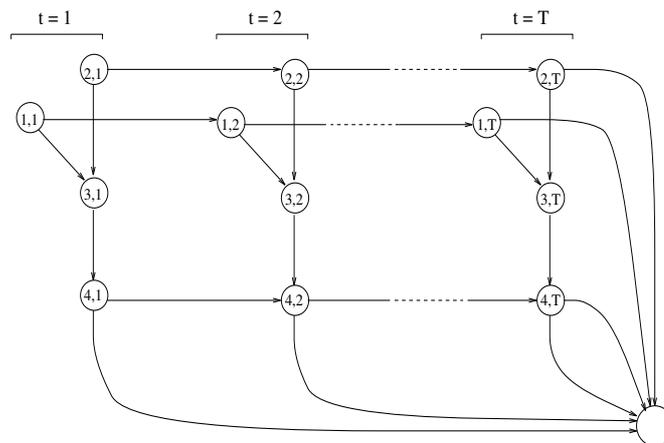


Figura 4.3: Representação da Rede Hidráulica para 4 usinas e T Intervalos de Tempo.

O problema de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência é formulado como o seguinte problema de fluxo em rede não-linear com arcos capacitados:

$$\begin{aligned} & \min f(x) \\ \text{s.a. : } & \begin{cases} Ax = b \\ \underline{x} \leq x \leq \bar{x} \end{cases} \end{aligned} \quad (4.1)$$

onde, A é a matriz de incidência da rede hidráulica, x representa o vetor de variáveis do problema (volume e defluência) e b representa o vetor de afluências ao sistema hidráulico.

A solução do problema (4.1) é obtida por um método primal. O processo inicia-se a partir da solução factível que considera o volume de armazenamento constante e deflui toda a água que chega ao reservatório, seja turbinando ou vertendo (solução a fio d'água).

Em cada iteração k um novo vetor de variáveis x^{k+1} é definido como:

$$x^{k+1} = x^k + \alpha d^k \quad (4.2)$$

onde, d^k é uma direção factível de caminhada e $\alpha > 0$ é um escalar tal que $f(x^{k+1}) < f(x^k)$.

A direção d^k é uma direção factível a partir do ponto x^k se $\exists \delta > 0$ tal que $x^{k+1} = x^k + \alpha d^k$ seja factível para todo $0 < \alpha < \delta$. Desta forma, a direção factível deve satisfazer:

$$Ax^{k+1} = b \quad (4.3)$$

$$\underline{x}^k \leq x^k \leq \bar{x}^k \quad (4.4)$$

Substituindo-se a equação (4.2) em (4.3), a condição de factibilidade para o problema (4.1) pode ser especificada como:

$$A(x^k + \alpha.d^k) = b \Rightarrow A.d^k = 0 \quad (4.5)$$

Na otimização, as variáveis do problema são particionadas em variáveis básicas (B), superbásicas (S) e não básicas (N) (Dembo e Klincewicz, 1981), (Rosenthal, 1981), tal que:

$$\begin{aligned} A &= [B \ S \ N] \\ x &= [x_B \ x_S \ x_N] \\ d &= [d_B \ d_S \ d_N] \end{aligned}$$

e a condição de factibilidade do problema pode ser escrita como:

$$Bd_B + Sd_S + Nd_N = 0 \quad (4.6)$$

O processo de minimização é reduzido ao espaço das variáveis superbásicas. Como os valores dos arcos não básicos não devem ser alterados, a direção de caminhada neste sentido é nula ($d_N = 0$) e a direção d_B é então calculada para factibilizar a solução, ou seja, satisfazer a equação (4.6):

$$\begin{cases} d_B = -B^{-1}Sd_S \\ d_N = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

A direção global de caminhada do problema (d) pode ser definida como:

$$d = Zd_S \quad (4.8)$$

onde,

$$Z = \begin{pmatrix} -B^{-1}S \\ I \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

e I representa a matriz identidade.

A metodologia utilizada para o cálculo da direção de caminhada dos arcos superbásicos (d_S) é baseada no método de Newton Truncado, um método de segunda ordem que utiliza informações do gradiente e da Hessiana da função objetivo (Luenberger, 1984).

Sejam g e G o vetor gradiente e a matriz Hessiana associados a função objetivo $f(\cdot)$ do problema. A direção superbásica d_S é obtida pela solução do seguinte problema quadrático:

$$\min \left\{ g'_s d_s + \frac{1}{2} d'_s G_S d_s \right\} \quad (4.10)$$

onde, $g_s = g'Z$ é o vetor gradiente reduzido e $G_S = Z'GZ$ é a matriz Hessiana reduzida.

A solução de (4.10) é dada pelo seguinte sistema de equações lineares:

$$G_s d_s = -g_s \quad (4.11)$$

A matriz Hessiana G , associada ao método de Newton Truncado, tem uma estrutura tri-diagonal, o que simplifica o cálculo da direção de caminhada:

$$G = \begin{pmatrix} G_1 & & G_3 \\ & G_2 & \\ G_3 & & G_2 \end{pmatrix}$$

G_1 , G_2 e G_3 são matrizes diagonais com derivadas $\frac{\partial^2 \psi}{\partial x_{i,t}^2}$, $\frac{\partial^2 \psi}{\partial u_{i,t}^2}$ e $\frac{\partial^2 \psi}{\partial x_{i,t} \partial u_{i,t}}$.

O modelo POSH vem sendo muito utilizado pelo laboratório de Sistemas Hidrotérmicos de Potência da FEEC/UNICAMP, como ferramenta no estudo do comportamento ótimo de reservatórios, no planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência. Este modelo faz parte de um Sistema de Apoio a Decisão para o Planejamento Energético (SAPE) que permite acessar dados do sistema hidroelétrico brasileiro e analisar os resultados da otimização de maneira extremamente fácil e interativa (Vinhal, 1998a). Tanto o modelo POSH como o sistema SAPE foram desenvolvidos dentro do Projeto Temático de Equipe 99/0534-5, financiado pela FAPESP. Maiores detalhes sobre o algoritmo implementado pelo modelo POSH podem ser encontrados em (Oliveira e Soares, 1990), (Oliveira, 1993) e (Cicogna, 1999).

4.3 Naive Feedback Control - NFC

A idéia principal do NFC é considerar as incertezas associadas a sistemas estocásticos sendo fixadas em algum valor conhecido. Uma possibilidade é substituí-las pelos seus respectivos primeiros momentos estatísticos. Neste caso, o NFC determina uma decisão que seria considerada ótima se as incertezas do sistema fossem fixadas em seus valores médios. A solução obtida é uma seqüência de controle essencialmente determinística (malha aberta).

Neste tipo de política de controle, em cada estágio k de operação uma medida do sistema é observada e utilizada como condição inicial na solução do problema determinístico no período $[k, T]$. O NFC seleciona para atuar no sistema apenas a solução ótima do primeiro estágio de otimização, sendo ignoradas todas as demais soluções da seqüência ótima obtida. Uma nova medida do sistema é observada no estágio $k + 1$, a partir do qual o procedimento de otimização é repetido. O problema determinístico é resolvido num total de T vezes.

Este tipo de política de controle tem como base o princípio do equivalente certo. Este princípio é válido para muitos, embora não todos, problemas de controle estocásticos envolvendo sistemas lineares e custo quadrático, podendo ser estabelecido como segue (Bertsekas, 1995a).

Seja a minimização da seguinte função custo quadrática, sobre a variável de controle u , da seguinte forma:

$$E_w \{(ax + bu + w)^2\} \quad (4.12)$$

onde, a e b são escalares, x é um valor conhecido e w é uma variável aleatória.

O controle ótimo u para (4.12) é dado por:

$$u^* = - \left(\frac{a}{b} \right) x - \left(\frac{1}{b} \right) E\{w\} \quad (4.13)$$

Desta forma, u^* depende da distribuição de probabilidade da variável aleatória w através da média $E\{w\}$. Em particular, o resultado da otimização é o mesmo do obtido na solução do problema determinístico correspondente, onde w é substituído por $E\{w\}$. Esta propriedade é chamada de princípio do equivalente certo.

Vale observar que quando a e b são variáveis aleatórias, o princípio do equivalente certo não é válido, desde que o controle resultante da solução do correspondente problema determinístico, obtido substituindo a e b por seus valores esperados, pode não ser ótimo (Bertsekas, 1995a).

4.4 *Open Loop Feedback Control - OLFC*

O procedimento OLFC opera de forma similar ao NFC, diferenciando-se apenas na forma de tratar a estocasticidade do sistema, uma vez que OLFC procura preservar a natureza estocástica do problema. Este tipo de política de controle combina a otimização determinística da solução malha aberta com modelos de previsão dos parâmetros incertos do problema.

Na política com OLFC, em cada estágio k do período de planejamento, uma medida do sistema é observada e considerada como condição inicial na solução do problema. A partir da condição inicial, um problema determinístico é resolvido, o qual tem como base valores previstos dos parâmetros incertos do sistema no período $[k, T]$. Apenas a decisão ótima obtida para o primeiro estágio de otimização é selecionada para atuar no sistema. No estágio $k + 1$, uma nova medida do sistema é observada e a previsão das incertezas é atualizada, baseada nas últimas informações disponíveis ao sistema. O processo de otimização é então repetido, do estágio $k + 1$ ao estágio T . De forma análoga ao NFC, o problema determinístico é resolvido num total de T vezes.

O ponto favorável deste tipo de abordagem, além dos já associadas a política de malha aberta, é que o modelo estocástico considerado para a representação das incertezas do sistema pode ser geral, baseado em metodologias diversas e, no caso do planejamento energético, pode ser específico para cada usina hidroelétrica do sistema.

4.5 **Análise de Cenários**

Uma forma alternativa de tratar a estocasticidade na política de malha aberta é através da análise de cenários. Neste tipo de abordagem, a modelagem das incertezas em problemas estocásticos é feita através de um conjunto de cenários. Cada cenário representa uma possível, mas não necessariamente mais provável, descrição das variáveis estocásticas do problema.

De uma forma geral, a análise de cenários difere das demais abordagens propostas para a solução de problemas estocásticos por dois aspectos. Primeiro, porque a análise

de cenários fornece uma descrição mais qualitativa e conceitual de como o presente pode desenvolver-se no futuro, ao invés de apenas buscar precisões numéricas das soluções. Segundo, porque este tipo de abordagem tenta identificar um conjunto de futuros possíveis, cuja ocorrência seja plausível, embora não assegurada (Schnaars, 1987).

Muitos pesquisadores utilizam-se do termo análise de cenários para descrever conjuntos de múltiplas previsões. Embora esse tipo de procedimento seja essencialmente quantitativo, ainda assim é denotado como análise de cenários, desde que mais de uma previsão é considerada. Neste caso, a idéia de considerar múltiplos cenários é explicitamente baseada na hipótese da fragilidade dos modelos de previsão e que as conseqüências da implantação de uma política baseada em otimização determinística podem ser desfavoráveis, caso ocorra um cenário muito diferente do previsto.

A representação da estocasticidade do problema de planejamento da operação de sistemas de potência através de múltiplos cenários tem sido adotada na literatura por alguns autores, tal como (Pereira e Pinto, 1985), (Dembo et al., 1990), (Dembo, 1991), (Alvarez et al., 1994), (Mulvey e Ruszczynski, 1995), (Escudero et al., 1996), (Escudero, 1997), (Escudero et al., 1998), (Martinez et al., 2000) e (Martinez e Soares, 2001d).

4.5.1 Formulação

A idéia principal da análise de cenários é combinar soluções ótimas obtidas sob diferentes cenários (soluções determinísticas) para formar uma solução para o problema estocástico original.

Por questão de simplicidade de apresentação da abordagem de análise de cenários, serão consideradas simplificações na formulação do problema determinístico de planejamento da operação energética (2.47)-(2.57), de maneira que a função objetivo (2.47) seja representada pela função polinomial f e todos os limites de variáveis do problema sejam apenas condições de não negatividade, obtendo-se a seguinte representação:

$$s.a : \begin{cases} \min_x f(x) \\ Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases} \quad (4.14)$$

onde, o vetor x representa as variáveis de decisão do sistema, a restrição linear de igualdade representa a equação de balanço de água nos reservatórios e a restrição de não negatividade representa as restrições de canalização das variáveis.

Seja $S = \{s^1, s^2, \dots, s^L\}$ um conjunto de cenários. Na formulação (4.14), a variável b^s assume diferentes valores para cada cenário no conjunto S . O problema determinístico associada a cada cenário $s \in S$ pode ser representado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} & \min_x f(x, s) \\ s.a : & \begin{cases} Ax = b^s \\ x \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4.15)$$

Seja x^s a solução ótima de (4.15) sob o cenário s em S , isto é,

$$\begin{aligned} x^s & \cong \min_x f(x, s) \\ s.a : & \begin{cases} Ax = b^s \\ x \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4.16)$$

Supondo-se que a solução x^s existe para todo $s \in S$, a mesma pode ser denotada como:

$$x^s \in \operatorname{argmin}\{f(x, s) \mid x \in C^s\} \quad (4.17)$$

onde, C^s representa o conjunto de restrições do problema (4.15) sob o cenário s .

Pesos, denotados aqui por p^s , podem ser associados a cada cenário $s \in S$. O peso p^s reflete a importância do cenário s em S , podendo ser determinado através da análise de dados estatísticos disponíveis ou especificado com base na opinião de especialistas. Outra maneira pode ser associar os pesos p^s a cada solução ótima x^s , após uma análise dessas soluções sob o conjunto de cenários disponível. De uma forma geral, pode-se supor que os pesos p^s são não negativos e somam 1.

A principal questão na análise de cenários é como tratar as s -soluções obtidas de (4.15) sob o conjunto S , a fim de consolidá-las em uma política de decisão para o problema estocástico original. Neste processo, a modelagem das informações disponíveis no tempo e o tipo de decisão que pode ser feita em cada estágio, de acordo com esta disponibilidade, são questões importantes a serem consideradas.

Em geral as abordagens de análise de cenários diferem entre si em relação a antecipatividade da solução obtida, ou seja, a característica da solução de pressupor, ou não,

o conhecimento das variáveis estocásticas futuras. Abordagens não antecipativas supõem que em cada estágio de otimização as decisões ótimas devem ser determinadas sem o conhecimento prévio da realização das variáveis aleatórias do problema em estágios futuros.

A análise de cenários não antecipativa, tal como proposta em (Rockaffelar e Wets, 1991), supõe que o comportamento estocástico do problema pode ser determinado em todos os estágios futuros de otimização (programação estocástica multi-estágios). Neste caso, os cenários não se alteram diante da evolução real dos parâmetros estocásticos do problema e restrições de não antecipatividade são consideradas em cada estágio de otimização. Um breve noção desta abordagem é apresentada no apêndice A.

A principal dificuldade em tratar com abordagens não antecipativas na solução de problema estocástico com múltiplos estágios é o crescimento exponencial do número de cenários com o horizonte de otimização. Neste caso, mesmo para horizontes de otimização relativamente pequenos, a dimensão do problema resultante pode ser muito grande. Essa dimensão, em adição a complexidade do problema de planejamento da operação energética, pode tornar a otimização não antecipativa uma abordagem computacionalmente inviável na solução deste tipo de problema.

Uma situação intermediária entre políticas antecipativas e não antecipativas é proposta em (Escudero et al., 1998) e (Escudero et al., 1999). Neste caso, restrições de não antecipatividade das soluções são consideradas em apenas \bar{k} estágios do período de otimização, com $\bar{k} > 1$.

4.5.2 Imunização de Cenários

Na análise de cenários, uma forma de tratar com a incerteza é buscar uma solução que melhor se aproxima da solução ótima de cada cenário que constitui o conjunto de cenários, ao mesmo tempo que a infactibilidade da solução entre os diversos cenários seja reduzida. Esta abordagem é conhecida como imunização de cenários (Alvarez et al., 1994), (Dembo, 1991), (Escudero, 1994).

Na imunização de cenários, a política de decisão é obtida em dois estágios. No primeiro estágio, o modelo determinístico (4.15) determina soluções para o problema sob cada um dos diferentes cenários que constituem o conjunto de cenários S . Este estágio pode ser visto como o espaço amostral das soluções do problema estocástico original. No segundo estágio, a solução obtida para cada cenário $s \in S$ é fornecida a um modelo, denominado modelo coordenador, que tem como objetivo encontrar a solução que melhor se ajusta ao comportamento do sistema sob incerteza. O modelo coordenador pode ser representado da seguinte forma (Dembo, 1991):

$$\min_x \sum_{s \in S} p^s \|f(x) - x^s\| + \sum_{s \in S} p^s \|Ax - b^s\| \quad (4.18)$$

s.a. : $\{x \geq 0\}$

O primeiro termo da função objetivo em (4.18) procura encontrar uma solução cujo valor seja próximo dos valores ótimos obtidos na solução do problema determinístico sob os diversos cenários, enquanto o segundo termo busca uma solução que minimize a infactibilidade em relação aos cenários considerados. O modelo coordenador é flexível, podendo incluir em sua formulação restrições ou fatores de penalidades, dependendo do contexto no qual se insere (Dembo, 1991).

A fim de se evitar pontos de descontinuidade, podem ser sugeridas aproximações ao problema (4.18), tal como a representação da função objetivo do problema através de funções quadráticas lineares por partes ou a consideração de outro tipo de norma no lugar da norma Euclidiana.

A abordagem adota um horizonte rolante de planejamento, onde os problemas de cenários são resolvidos a cada estágio do período de planejamento e apenas as decisões do primeiro período de otimização são fornecidas ao modelo coordenador, sendo os parâmetros estocásticos do problema reavaliados, com base em alterações ocorridas no sistema. Em termos de programação estocástica, este é um modelo de dois-estágios.

É claro que o esforço computacional exigido pela imunização de cenários é múltiplo do exigido na solução do problema determinístico baseado em uma única previsão dos dados incertos do problema. A decisão ótima em cada estágio do período de planejamento exige a solução de S problemas determinístico e um modelo coordenador.

No entanto, uma importante característica desta abordagem é que os problemas determinísticos para cada cenário e o modelo coordenador são desacoplados, favorecendo a utilização de técnicas de implementação em paralelo. A imunização de cenários não incrementa o número de variáveis do problema, embora o modelo coordenador tende a romper qualquer estrutura especial que o modelo determinístico possa ter.

Muitas aplicações da análise de cenários no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, assumem significantes simplificações ao problema estocástico original, embora a representação da estocasticidade do sistema seja feita de forma detalhada, através dos múltiplos cenários. Em geral, uma seqüência de aproximações lineares do problema original é considerada, tanto em relação a função objetivo do problema (Escudero et al., 1998)

como em relação a função objetivo e a função de produção hidráulica do sistema (Pereira e Pinto, 1985), (Alvarez et al., 1994) e (Mulvey e Ruszczyński, 1995).

4.6 A Adaptatividade dos Controladores Sub-Ótimos

Se J_0^* é uma solução ótima obtida em malha aberta e J^* é uma solução ótima obtida em malha fechada, então $J^* \leq J_0^*$. O objetivo do uso de informações (realimentação) em políticas de controle sub-ótimas é reduzir o custo ótimo de J_0^* à J^* .

Neste sentido, qualquer controle sub-ótimo $\pi = \{u_0, u_1, \dots, u_T\}$, obtido levando-se em consideração informações que tornam-se disponíveis ao sistema, deverá ser aceitável somente se o correspondente valor de J_π satisfizer a condição: $J^* \leq J_\pi \leq J_0^*$, caso contrário essas informações são usadas com desvantagem ao invés de vantagem.

Desta forma, a característica de adaptatividade dos controladores sub-ótimos pode ser definida como segue (Bertsekas, 1976):

DEFINIÇÃO 4.1 *Um controle admissível $\pi = \{u_0, u_1, \dots, u_T\}$ que satisfaz a desigualdade $J^* \leq J_\pi \leq J_0^*$ é chamado quase-adaptativo. Se o lado direito da desigualdade é satisfeito estritamente, o controle ótimo π irá ser chamado adaptativo.*

Na prática, muitos controladores sub-ótimos não apresentam a característica da adaptatividade, como é o caso do NFC. Em geral o OLFC é considerado um controle quase adaptativo (Bertsekas, 1976).

4.7 Resumo

Este capítulo apresentou a política de controle malha aberta como uma abordagem alternativa a política de malha fechada, na solução do problema de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de geração. Diferentes tipos de políticas de malha aberta foram consideradas, como o *naive feedback control*, o *open-loop feedback control* e a análise de cenários.

A diferença entre as políticas de controle resultantes considerando-se o *naive feedback control*, o *open-loop feedback control* ou a análise de cenários está basicamente na forma de tratar a estocasticidade do sistema. No primeiro caso, a idéia principal é considerar as incertezas do problema fixadas em algum valor conhecido, como os primeiros momentos estatísticos da variável aleatória. No segundo caso, um modelo de previsão das incertezas

é considerado na representação da estocasticidade do problema. Já no caso da análise de cenários, a representação da estocasticidade do problema é feita através de um conjunto de possíveis, embora não mais prováveis, cenários futuros.

O modelo utilizado na solução do problema determinístico na política de controle malha aberta, foi também apresentado. Este modelo, denominado POSH, baseia-se na representação do sistema hidráulico como um problema de fluxo em rede não linear com arcos capacitados.

Capítulo 5

Tratamento Estocástico das Vazões

A produção hidráulica de um sistema hidroelétrico depende da série cronológica de vazões afluentes às diversas usinas que o compõem. A incerteza associada as vazões afluentes futuras torna o planejamento energético um problema estocástico.

Este capítulo apresenta as abordagens utilizadas pelas políticas de controle malha aberta e malha fechada no tratamento da estocasticidade associada ao problema de planejamento da operação energética.

5.1 Introdução

Os modelos estocástico considerados nas políticas de controle propostas neste trabalho são baseados em dados históricos de vazões naturais, que o sistema brasileiro dispõe em registros mensais desde 1931. As séries mensais de vazões naturais são séries sazonais e apresentam comportamento periódico. Alguns conceitos estocásticos utilizados neste capítulo são apresentados no apêndice B

A figura 5.1 mostra as séries de vazões afluentes naturais à usina hidroelétrica de Furnas, no Rio Grande, no período de maio de 1931 a maio de 1990. Pode-se observar que a série apresenta um comportamento periódico, com período de aproximadamente 12 meses. A série oscila entre valores mínimos, que em geral ocorrem no mês de agosto, e valores máximos, geralmente correspondente ao mês de janeiro. Para melhor visualização deste comportamento periódico, a figura 5.2 mostra as médias e desvios padrões mensais da série de vazões de Furnas.

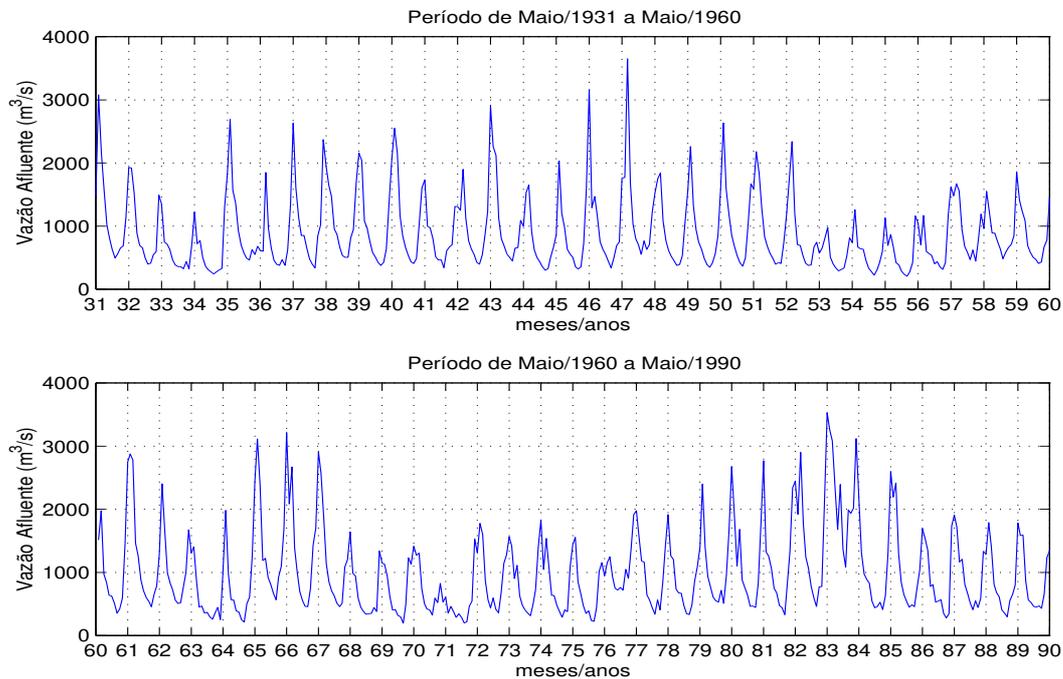


Figura 5.1: Série Mensal de Vazão Afluente Natural da Usina Hidroelétrica de Furnas.

Sejam as séries de vazões sazonais mensais denotadas por $\{x_{i,m}, i = 1, \dots, n; m = 1, \dots, 12\}$, onde i é o índice do ano, n representa o número total de anos do histórico e m representa os meses.

A fim de analisar as propriedades estatísticas da série histórica de vazões mensais e caracterizar seu comportamento, a mesma será transformada em uma série estacionária, removendo-se seu componente sazonal, ou seja:

$$z_{i,m} = \frac{x_{i,m} - \hat{\mu}_m}{\hat{\sigma}_m} \quad (5.1)$$

onde, $\hat{\mu}_m$ e $\hat{\sigma}_m$ representam a média e o desvio padrão de cada mês, respectivamente:

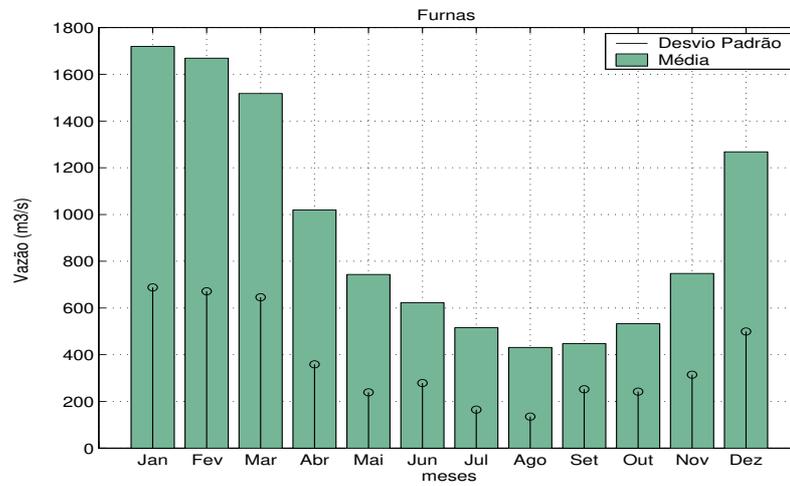


Figura 5.2: Média e Desvio Padrão Mensal para a Séries de Vazões de Furnas.

$$\hat{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i,m} \quad (5.2)$$

$$\hat{\sigma}_m^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{i,m} - \hat{\mu}_m)^2 \quad (5.3)$$

A figura 5.3 mostra a série de vazões afluentes de Furnas padronizada. A série estacionária $z_{i,m}$ tem, aproximadamente, média zero e variância unitária, ou seja:

$$\bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^{12} z_{i,m} \sim 0; \quad Var[z] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^{12} (z_{i,m} - \bar{z})^2 \sim 1.0$$

onde, $N=720$.

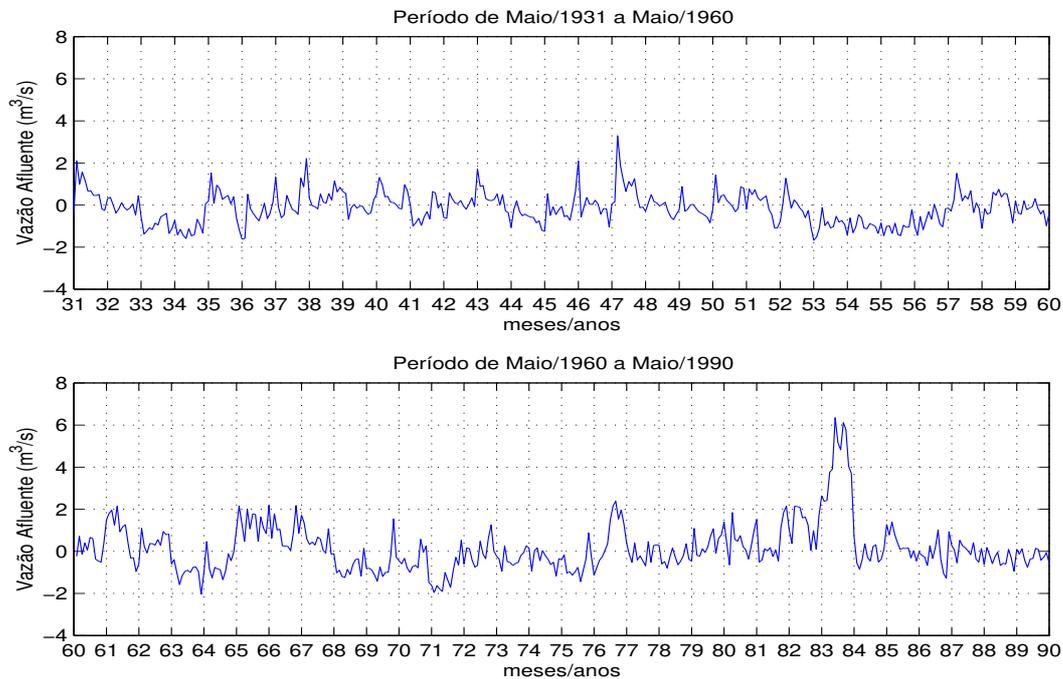


Figura 5.3: Série Estacionária Mensal de Furnas.

Os 36 primeiros valores de auto-covariância estimados para a série estacionária são apresentados na tabela 5.1 e ilustrados na figura 5.4. Pode-se notar, neste caso, que a função de auto-correlação é caracterizada por um decaimento nos valores de r_k com o aumento do intervalo de tempo k . A variação no sinal da estimativa de r_k sugere um comportamento senoidal, típico de modelos auto-regressivos.

A figura 5.5 mostra os diagramas de dispersão entre z_t e z_{t+k} para $k = 1$, onde o grau de associabilidade é de 75.11% e $k = 2$, onde o grau de associabilidade é 64.37%, tal como apresentados na tabela 5.1. A análise desses gráficos mostra que pode-se considerar pelo menos uma relação linear entre as observações z_t e z_{t+k} .

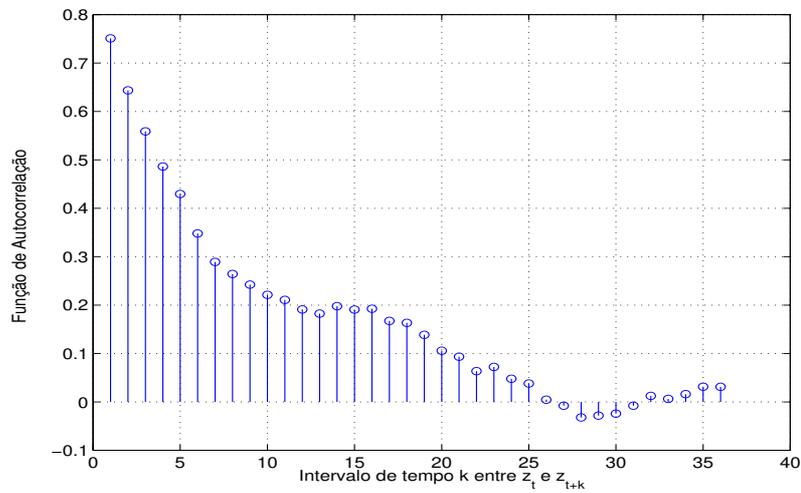


Figura 5.4: Função de Autocorrelação para a Série de Vazões Mensais de Furnas.

Tabela 5.1: Estimativas da Função de Auto-Correlação para a Série de Vazões de Furnas.

k	r_k	k	r_k	k	r_k
1	0.7511	13	0.1824	25	0.0381
2	0.6437	14	0.1978	26	0.0046
3	0.5588	15	0.1907	27	-0.0078
4	0.4862	16	0.1925	28	-0.0320
5	0.4296	17	0.1674	29	-0.0281
6	0.3480	18	0.1633	30	-0.0242
7	0.2892	19	0.1385	31	-0.0078
8	0.2643	20	0.1058	32	0.0126
9	0.2424	21	0.0934	33	0.0062
10	0.2213	22	0.0636	34	0.0162
11	0.2109	23	0.0724	35	0.0314
12	0.1911	24	0.0479	36	0.0312

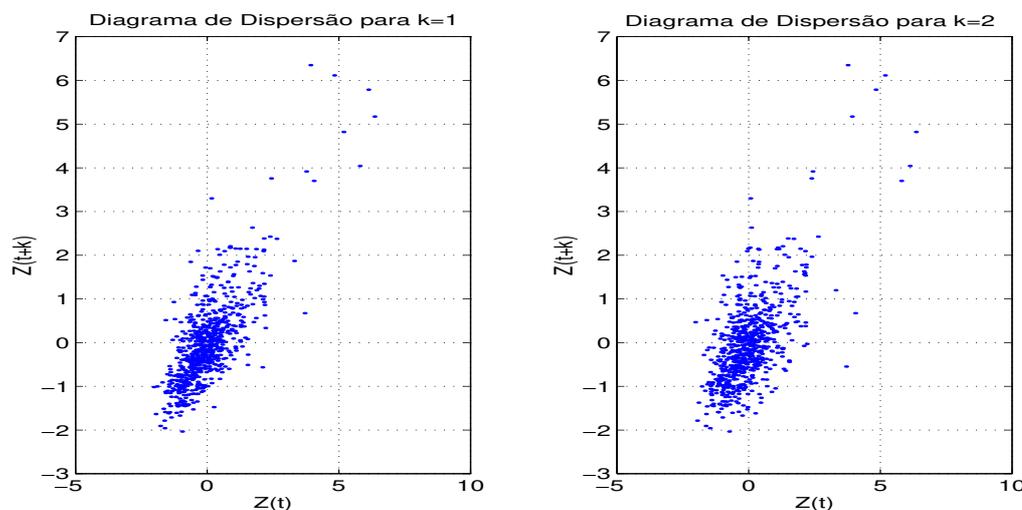


Figura 5.5: Diagramas de Dispersão para a Série de Vazões de Furnas.

5.2 Modelo Periódico Auto-Regressivo de Ordem 1 (PAR(1))

A análise de séries hidrológicas mensais pode ser feita através de formulações auto-regressivas cujos parâmetros apresentam um comportamento periódico, como os modelos Periódicos Auto-Regressivos (PAR). Este modelos foram inicialmente propostos por (Jones e Brelford, 1967) e posteriormente estudados por (Vecchia, 1985) e (Anderson e Vecchia, 1993).

Seja x_1, x_2, \dots, x_{ns} uma série temporal sazonal com período s e número de anos n . Seja o índice de tempo t definido em função do número de anos $r = 1, 2, \dots, n$ e meses $m = 1, 2, \dots, s$, da forma $t(r, m) = (r - 1)s + m$. Assim, $x_{t(r, m)}$ representa a observação da série x_t no ano r e mês m . Os modelos Periódicos Auto-Regressivos de ordem p_m , $m = 1, \dots, s$, (PAR(p_m)), podem ser representados da seguinte forma:

$$z_{t(r, m)} = \sum_{i=1}^{p_m} \phi_{i, m} z_{t(r, m)-i} + a_{t(r, m)}, \quad t(r, m) \geq (p_m + 1) \quad (5.4)$$

onde, $\phi_{i, m}$ é uma função periódica com período s , $a_{t(r, m)}$ é um ruído branco com $N(0, \tau_m^{-1})$, $\tau_m^{-1} = \sigma_m^2$, $\tau_m > 0$ e $z_{t(r, m)}$ representa a série padronizada:

$$z_{t(r,m)} = \frac{x_{t(r,m)} - \mu_m}{\sigma_m} \quad (5.5)$$

onde, μ_m e σ_m representam a média e o desvio padrão da série no mês m , respectivamente. A série estacionária z_t tem, aproximadamente, média zero e desvio padrão um.

As estimativas dos parâmetros dos modelos PAR podem ser realizadas através dos métodos dos momentos (Pagano, 1978), método de máxima verossimilhança (Vecchia, 1985) ou ainda através do método de inferência Bayesiana (Hutter, 1998) (Sales e Vieira, 1998). Neste trabalho, optou-se pelo método da máxima verossimilhança, onde a estimação dos parâmetros $\phi_{i,m}$ e σ_m do modelo PAR é feita a partir da definição da função de verossimilhança condicional:

$$L_m(\Phi_m, \tau_m | \mathbf{Z}_m) \propto \tau_m^{n_m/2} \exp \left\{ \frac{\tau_m}{2} (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \Phi_m)' (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \Phi_m) \right\} \quad (5.6)$$

onde,

$$n_m = \begin{cases} n - 1, & m = 1, \dots, p_m \\ n, & m = p_m + s, s = 1, \dots, 12 \end{cases}$$

$$\mathbf{Z}_m = \begin{pmatrix} z_{t(1,m)} \\ z_{t(2,m)} \\ \vdots \\ z_{t(n,m)} \end{pmatrix}_{(n \times 1)} ; \Phi_m = \begin{pmatrix} \phi_{t(1,m)} \\ \phi_{t(2,m)} \\ \vdots \\ \phi_{t(n,m)} \end{pmatrix}_{(n \times 1)}$$

$$\mathbf{X}_m = \begin{pmatrix} z_{t(1,m)-1} & \cdots & z_{t(1,m)-p_m} \\ z_{t(2,m)-1} & \cdots & z_{t(2,m)-p_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{t(n,m)-1} & \cdots & z_{t(n,m)-p_m} \end{pmatrix}_{(n \times p_m)}$$

Tomando-se o logaritmo de (5.6), tem-se:

$$l_m(\Phi_m, \tau_m | \mathbf{Z}_m) = \frac{n_m}{2} \ln(\tau_m) - \frac{\tau_m}{2} (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \Phi_m)' (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \Phi_m) \quad (5.7)$$

Derivando (5.7) com relação a Φ_m e τ_m e igualando a zero, os estimadores de máxima verossimilhança são dados por:

$$\hat{\Phi}_m = (\mathbf{X}'_m \mathbf{X}_m)^{-1} (\mathbf{X}'_m \mathbf{Z}_m) \quad (5.8)$$

$$\hat{\tau}_m^{-1} = \frac{1}{n_m} (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \hat{\Phi}_m)' (\mathbf{Z}_m - \mathbf{X}_m \hat{\Phi}_m) \quad (5.9)$$

Neste trabalho, o modelo PAR(1) foi ajustado a dados históricos mensais de vazões e utilizado na políticas de controle malha fechada, fornecendo as funções densidade de probabilidade condicionais, e na política de controle malha aberta com OLFC, como previsor de vazões. A tabela 5.2 mostra os coeficientes $\phi_{1,m}$ e τ_m^{-1} do modelo PAR(1) ajustado a dados históricos de vazões das usinas hidroelétricas de Furnas, no rio Grande, Emborcação, no rio Paranaíba e Sobradinho no rio São Francisco.

Tabela 5.2: Coeficientes do modelo PAR (1).

	Furnas		Emborcação		Sobradinho	
	$\phi_{1,m}$	τ_m^{-1}	$\phi_{1,m}$	τ_m^{-1}	$\phi_{1,m}$	τ_m^{-1}
Maio	0.8624	0.2750	0.9034	0.1971	0.8039	0.3796
Junho	0.8672	0.2661	0.8772	0.2473	0.9280	0.1489
Julho	0.9275	0.1499	0.9567	0.0908	0.9721	0.0591
Agosto	0.9432	0.1185	0.9528	0.0989	0.9779	0.0470
Setembro	0.8342	0.3263	0.8700	0.2607	0.9433	0.1181
Outubro	0.8004	0.3854	0.4851	0.8203	0.8025	0.3819
Novembro	0.7800	0.4200	0.4482	0.8573	0.6127	0.6700
Dezembro	0.6612	0.6037	0.5214	0.7811	0.6158	0.6659
Janeiro	0.6157	0.6890	0.4817	0.8576	0.5665	0.5229
Fevereiro	0.5163	0.7868	0.6585	0.6075	0.4374	0.8675
Março	0.6125	0.6703	0.5346	0.7661	0.7129	0.5276
Abril	0.7708	0.4354	0.7174	0.5206	0.6697	0.5917

Com base no modelo PAR(1), as matrizes mensais de probabilidade de transição de estado da política de controle malha fechada são determinadas. As tabelas 5.3 e 5.4 apresentam a matriz obtida para a usina hidroelétrica de Furnas, para os meses de janeiro e agosto, respectivamente. Neste caso, a variável de estado y_t é discretizada em 10 possíveis intervalos (0-9). As matrizes de probabilidade de transição de estado são utilizadas na determinação de decisões ótimas de geração, as quais são fornecidas em forma de tabelas mensais. As figuras 5.6 e 5.7 mostram as tabelas obtidas para os meses de janeiro e agosto, respectivamente, de acordo com a matrizes de transição de estado apresentada nas tabelas 5.3 e 5.4 e o volume de armazenamento do sistema discretizado em 100 possíveis estados, em termos percentuais (0-100%).

Tabela 5.3: Matriz de Probabilidade de Transição de Estado para a Usina Furnas (Janeiro).

Afluência Dezembro (m^3/s)	Afluência Janeiro (m^3/s)									
	0 a 883	883 a 1065	1065 a 1219	1219 a 1368	1368 a 1524	1524 a 1697	1697 a 1904	1904 a 2180	2180 a 2630	acima de 2630
0 a 678	0.367	0.220	0.146	0.100	0.068	0.045	0.029	0.016	0.008	0.002
678 a 808	0.213	0.193	0.160	0.129	0.102	0.078	0.057	0.039	0.022	0.007
808 a 917	0.137	0.159	0.151	0.136	0.119	0.100	0.081	0.061	0.039	0.015
917 a 1022	0.093	0.129	0.137	0.134	0.126	0.115	0.100	0.081	0.058	0.027
1022 a 1130	0.063	0.103	0.119	0.126	0.127	0.123	0.115	0.101	0.079	0.042
1130 a 1250	0.042	0.079	0.101	0.115	0.123	0.127	0.126	0.119	0.103	0.063
1250 a 1393	0.027	0.058	0.081	0.100	0.115	0.126	0.134	0.137	0.129	0.093
1393 a 1581	0.015	0.039	0.061	0.081	0.100	0.119	0.136	0.151	0.159	0.137
1581 a 1884	0.007	0.022	0.039	0.057	0.078	0.102	0.129	0.160	0.193	0.213
acima de 4952	0.002	0.008	0.016	0.029	0.045	0.068	0.100	0.146	0.220	0.367

Tabela 5.4: Matriz de Probabilidade de Transição de Estado para a Usina Furnas (Agosto).

Afluência Julho (m^3/s)	Afluência Agosto (m^3/s)									
	0 a 347	347 a 389	389 a 423	423 a 454	454 a 484	484 a 517	517 a 555	555 a 602	602 a 675	acima de 675
0 a 281	0.565	0.267	0.106	0.041	0.015	0.005	0.001	0.000	0.000	0.000
281 a 317	0.236	0.296	0.212	0.130	0.071	0.035	0.014	0.004	0.001	0.000
317 a 345	0.098	0.213	0.222	0.184	0.132	0.083	0.044	0.018	0.005	0.000
345 a 399	0.041	0.133	0.184	0.193	0.170	0.131	0.086	0.045	0.015	0.002
399 a 427	0.016	0.075	0.133	0.171	0.181	0.166	0.131	0.084	0.037	0.006
427 a 461	0.006	0.037	0.084	0.131	0.166	0.181	0.171	0.133	0.075	0.016
461 a 503	0.002	0.015	0.045	0.086	0.131	0.170	0.193	0.184	0.133	0.041
503 a 567	0.000	0.005	0.018	0.044	0.083	0.132	0.184	0.222	0.213	0.098
567 a 626	0.000	0.001	0.004	0.014	0.035	0.071	0.130	0.212	0.296	0.236
acima de 626	0.000	0.000	0.000	0.001	0.005	0.015	0.041	0.106	0.267	0.565

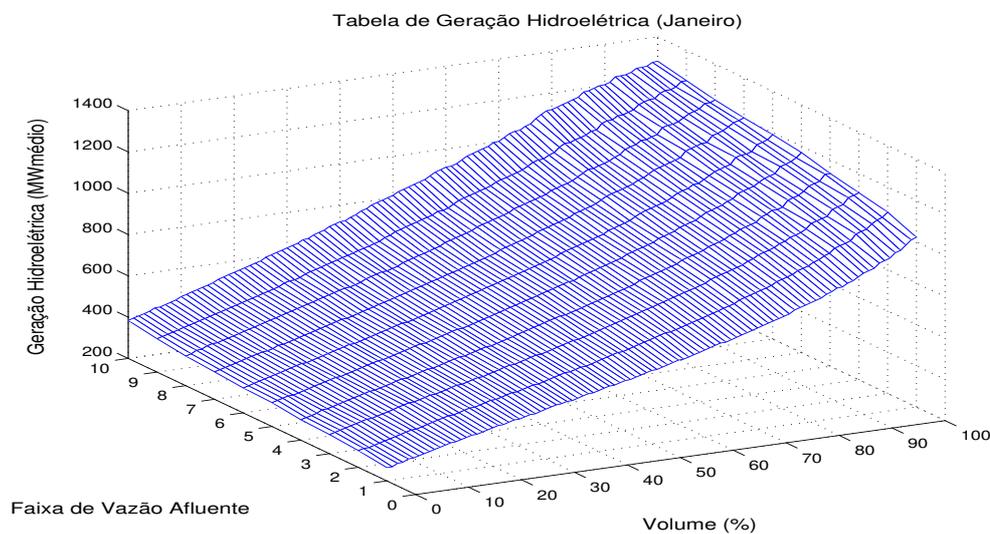


Figura 5.6: Tabela de Decisão de Geração Hidroelétrica obtida pela PDE para Furnas (Janeiro).

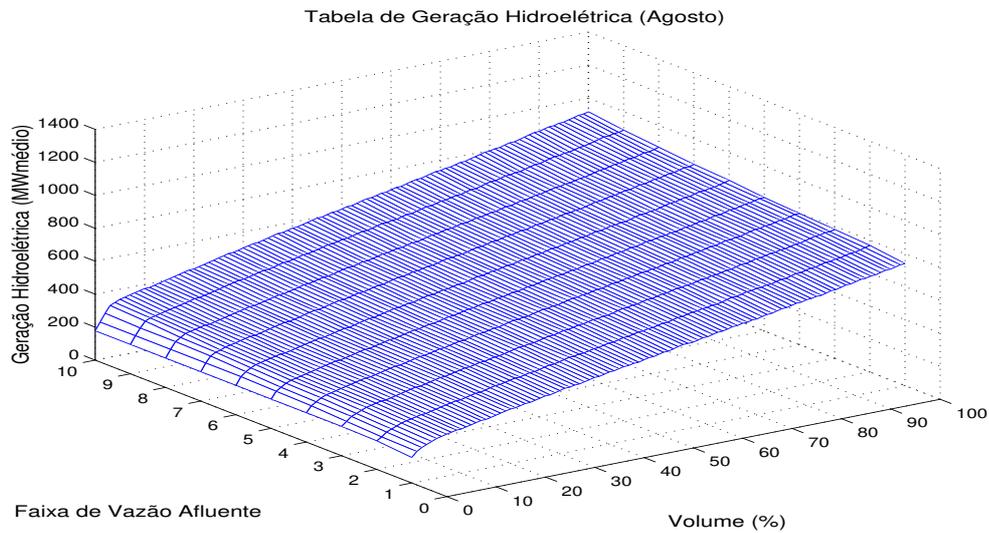


Figura 5.7: Tabela de Decisão de Geração Hidroelétrica obtida pela PDE para Furnas (Agosto).

5.3 Média de Longo Termo (MLT)

A política de controle com NFC considera as incertezas de sistemas estocásticos fixadas em algum valor conhecido. Neste trabalho, os primeiros momentos estatístico são considerados. Assim, na solução do problema de planejamento da operação energética, o NFC assume como vazão afluyente futura às usinas do sistema, a vazão média do dados históricos mensais de vazões naturais, denominada Média de Longo Termo (MLT).

As usina hidroelétricas brasileiras dispõem de dados históricos de vazões afluentes naturais com início no ano de 1931. Esses dados encontram-se disponíveis em discretização mensal ou semanal, tendo sido obtidos a partir de um processo laborioso baseado em medições e análises (Fortunato et al., 1990). A figura 5.8 apresenta a MLT do histórico de algumas usinas do sistema elétrico brasileiro.

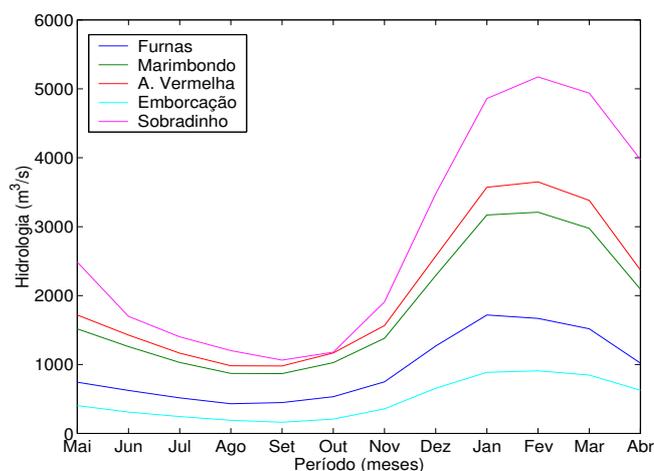


Figura 5.8: Média de Longo Termo do Histórico de Vazões Naturais Mensais.

5.4 Rede Neural Nebulosa (RNN)

Uma das características favorável ao desempenho da política de malha aberta, é que o modelo estocástico considerado na representação das vazões pode ser geral, baseado em qualquer metodologia e específico para cada usina do sistema. Com base nesta característica, este trabalho considera um modelo de Rede Neural Nebulosa (RNN) na representação da estocasticidade do problema de planejamento energético na política de malha aberta com OLFC. O modelo de RNN utilizado foi desenvolvido em (Figueiredo, 1997) e aplicado a previsão de vazões em (Ballini, 2000).

Redes neurais artificiais podem ser definidas, basicamente, como sistemas de processamento paralelo e distribuídos baseados no sistema nervoso biológico. As redes neurais artificiais são compostas por elementos computacionais, denominados neurônios, arrançados em padrões semelhantes as redes neurais biológicas (Haykin, 1995). Devido a sua habilidade de aprendizado e generalização, as redes neurais artificiais vem sendo aplicada na resolução de uma variedade de problemas de processamento de informação, classificação de padrões, aproximação de funções e previsão de séries temporais.

Sistema nebulosos são sistemas computacionais desenvolvidos a partir dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa, visando aproveitar o potencial destas teorias. Estes sistemas se caracterizam pela sua simplicidade no que se refere a teoria que os fundamenta

e pela forma direta e intuitiva com que são empregados (Pedrycz, 1993).

As redes neurais nebulosas herdaram as características das redes neurais, suas arquiteturas e seus métodos de aprendizagem e adquirem dos sistemas nebulosos a capacidade de representação e processamento compreensível do conhecimento, bem como os demais recursos oferecidos pelas teorias de conjuntos nebulosos e lógica nebulosa (Ballini, 2000).

No modelo de RNN desenvolvido em (Figueiredo, 1997), os dados são processados seguindo mecanismo de raciocínio nebuloso, codificando um conjunto de regras *se-então* em sua estrutura, propriedade que fornece uma relação dual entre a rede neural e o sistema nebuloso (Gomide et al., 1995). Assim, o sistema pode ser visto ora como um sistema baseado em regras nebulosas, ora como uma rede neural nebulosa. Este modelo foi aplicado ao problema de previsão de vazões médias mensais em (Ballini, 2000) e os resultados obtidos foram comparados a modelos de redes neurais multi-camadas e periódicos auto-regressivos, mostrando em geral melhor desempenho da rede neural nebulosa.

5.5 Múltiplos Cenários

Na análise de cenários, a modelagem das incertezas associada ao problema de planejamento da operação energética é feita através de um conjunto de cenários futuros. Um cenário corresponde a uma série temporal de vazão afluyente ao sistema hidráulico, com duração e período coincidentes com o estudo. No conjunto de cenários, cada cenário representa uma possível, mas não necessariamente mais provável, série de vazão afluyente futura. A seguir são apresentados os modelos utilizados neste trabalho na determinação dos múltiplos cenários associados à abordagem de análise de cenários.

5.5.1 Dados Históricos de Vazão Afluyente

Em várias aplicações da análise de cenários em problemas de planejamento de recursos hídricos, os múltiplos cenários são estabelecidos com base em registros históricos da variável aleatória do problema, tal como adotado em (Dembo, 1991), (Cariño et al., 1994), (Watkins et al., 2000) (Martinez e Soares, 2001d) e (Martinez et al., 2000). Probabilidades podem ainda ser associadas a cada cenário. A determinação destas probabilidades pode ser puramente subjetiva (Dembo, 1991).

Neste trabalho, um dos critérios adotado's para determinação dos múltiplos cenários no problema de planejamento energético, é a seleção dos cenários a partir de dados

históricos mensais de vazões naturais. Uma característica deste tipo de consideração é que os cenários preservam a correlação espacial e mensal das séries de vazões afluentes.

Neste caso, o conjunto de cenários é representado pelo próprio conjunto de dados históricos de vazões, sendo os vários cenários considerados equiprováveis. De outra forma, apenas uma parte do conjunto de dados históricos é selecionada através do algoritmo *nearest-neighbor bootstrap* apresentado a seguir.

5.5.2 Algoritmo *Nearest-Neighbor Bootstrap* (NNB)

O modelo proposto por Watkins (Watkins et al., 2000), para a geração de múltiplos cenários no planejamento de sistemas de abastecimento no Texas Central, tem como base o algoritmo *Nearest-Neighbor Bootstrap* (NNB), desenvolvido e aplicado a séries temporais hidrológicas em (Lall e Ashish, 1996).

O algoritmo NNB tenta levar em consideração a correlação serial entre dados históricos do sistema na determinação do conjunto de cenários na solução de problemas estocásticos. Ao invés de amostrar séries históricas de vazões (cenários) aleatoriamente, a abordagem identifica um conjunto de dados históricos “próximos” (*nearest neighbors*) ao corrente estado hidrológico do sistema, a partir do qual cenários futuros são determinados. O algoritmo NNB pode ser representado da seguinte forma:

- **Algoritmo**

Seja uma série temporal denotada por x_t , $t = 1, \dots, n$, e suponha conhecido o grau de dependência do corrente estado x_t com estados anteriores, o qual é representado por D_t . A estratégia do algoritmo é encontrar, em dados históricos, vizinhos próximos de D_t e amostrar seus sucessores. Ao invés de amostrar uniformemente seus k sucessores, uma amostragem discreta de Kernel é considerada, a fim de ponderar os sucessores selecionados e refletir as similaridades entre esses sucessores e o corrente estado x_t .

Passo 1: Seja o vetor D_t , de dimensão d , representado da forma:

Caso 1: $D_t : (x_{t-1}, x_{t-2})$, onde $d = 2$;

Caso 2: $D_t : (x_{t-\tau_1}, x_{t-2\tau_1}, \dots, x_{t-M_1\tau_1}; x_{t-\tau_2}, x_{t-2\tau_2}, \dots, x_{t-M_2\tau_2})$,
onde $d = M_1 + M_2$;

Caso 3: $D_t : (x_{t-\tau_1}^1, x_{t-2\tau_1}^1, \dots, x_{t-M_1\tau_1}^1; x_{t-\tau_2}^2, x_{t-2\tau_2}^2, \dots, x_{t-M_2\tau_2}^2)$,
onde $d = M_1 + M_2 + 1$;

onde, τ_1 (1 mês), τ_2 (12 meses), $M1$ e $M2$ representam intervalos de dependência considerados no modelo.

O Caso 1 representa a dependência da série nos dois primeiros estágios antecedentes ao estágio t . O Caso 2 representa a dependência direta em múltiplas escalas de tempo, permitindo incorporar dependência mensal e interanual da série considerada. Para o Caso 3, x^1 e x^2 podem representar diferentes reservatórios.

Passo 2: Determinar os k vizinhos mais próximos de D_t , entre os D_i vetores disponíveis, usando a distância Euclidiana:

$$r_{it} = \left(\sum_{j=1}^d w_j (v_{ij} - v_{tj}) \right)^{\frac{1}{2}}$$

onde, v_{tj} representa a j -ésima componente de D_t , e w_j são pesos escalares (1 ou $1/s_j$, onde s_j é alguma medida escalar tal como o desvio padrão de v_j). Os pesos w_j podem ser especificados a priori, com também podem ser escolhidos a fim de favorecer um particular sucessor.

Passo 3: Seja $J_{i,k}$ o conjunto ordenado de índices referentes aos k vizinhos mais próximos de D_t . Um elemento $j(i)$ desse conjunto registra o j -ésimo vizinho mais próximo de D_t no estágio t . Seja $x_{j(i)}$ denotando o sucessor de $D_{j(i)}$. Uma amostragem discreta de Kernel é definida para $x_{j(i)}$ como:

$$K(j(i)) = \frac{1/j}{\sum_{j=1}^k 1/j}$$

onde, $K(j(i))$ é a probabilidade com que $x_{j(i)}$ será amostrado.

O conjunto de probabilidades determinado por $K(j(i))$ é o mesmo para qualquer i e, portanto, pode ser calculado a priori e armazenado antes do processo de amostragem.

Passo 4: Através de $K(j(t))$ e $x_{j(t)}$, o vetor $D_{(t+1)}$ é atualizado. $t = t + 1$ e o algoritmo volta para o passo 2.

5.5.3 Múltiplas Previsões de Vazões

Neste modelo de geração de cenários, os cenários são determinados à partir de uma seqüência hidrológica de vazão afluente fornecida por um modelo de previsão de vazões,

denominada aqui de cenário padrão. Os cenários são gerados em uma estrutura de árvore, sendo o processo de ramificação realizado a partir de desvios do cenário padrão em relação a dados históricos de vazão afluyente disponíveis (dados amostrais).

Seja um cenário padrão representado como:

$$y_1^p, y_2^p, \dots, y_T^p$$

onde, y_t^p representa a vazão afluyente prevista no estágio t do período de estudo.

Desvios do cenário padrão em relação a um conjunto de dados amostrais são calculados, para cada amostra i desse conjunto, tal que no estágio t tem-se:

$$\varepsilon(y_t^i) = \frac{y_t^i - y_t^p}{y_t^p} \quad \forall i \in I \quad (5.10)$$

onde, i é o índice da amostra e I representa o conjunto total de amostras, o qual é considerado neste trabalho como sendo o próprio conjunto de dados históricos de vazão afluyente disponível.

Em cada estágio t , desvios similares são arranjados em n_t grupos com probabilidade associada p_t^r para $\forall r = 1, \dots, n_t$, sendo os desvios de cada grupo representados por um único desvio denotado por ε_t^r . A partir de cada cenário padrão y_t^p e dos desvios ε_t^r , n_t novos cenários são gerados (novos nós na árvore de cenários). Cada novo cenário gerado servirá de entrada para o modelo de previsão de vazões, a partir do qual um novo cenário padrão é determinado, do estágio $(t + 1)$ até o último estágio do período de otimização. Esse processo de ramificação pode ser esquematizado da seguinte forma:

Período $t = 1$: A partir do cenário padrão y_1^p previsto para o primeiro estágio do período de estudo, n_1 novos nós são gerados na árvore de cenários de acordo com:

$$y_1^r = y_1^p + \varepsilon_1^r \quad \text{para } r = 1, \dots, n_1 \quad (5.11)$$

A figura 5.9 ilustra a geração de novos nós no estágio $t = 1$ de uma árvore de cenários. Cada nó gerado de acordo com (5.11) será uma nova entrada para o modelo de previsão de vazões, a partir do qual um cenário padrão é determinado, do estágio $t = 2$ até o último estágio do período de otimização considerado, como ilustra a figura 5.10.

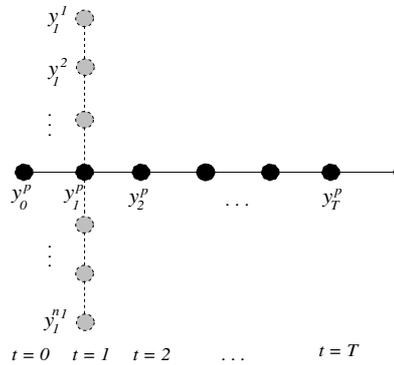


Figura 5.9: Geração de n_1 Nós no Estágio $t = 1$.

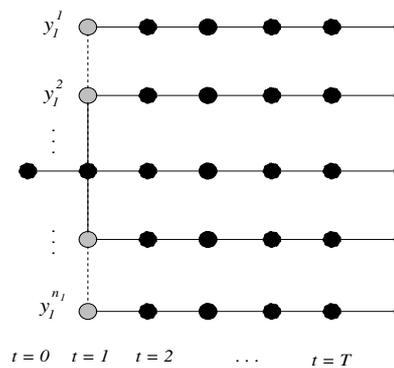


Figura 5.10: Geração do Cenário Padrão a partir dos n_1 Nós Gerados no Estágio $t = 1$.

Período t : A partir do cenário padrão y_t^p previsto para o estágio t , n_t novos nós são gerados na árvore de cenários de acordo com:

$$y_t^r = y_t^p + \epsilon_t^r \quad \text{para } r = 1, \dots, n_t \quad (5.12)$$

Cada nó determinado a partir de (5.12) será uma nova entrada para o modelo de previsão de vazões, a partir do qual um cenário padrão é determinado, do estágio $t+1$ até o último estágio do período de otimização considerado. A figura 5.11 ilustra esse processo de ramificação para $n_t = 2$ fixo.

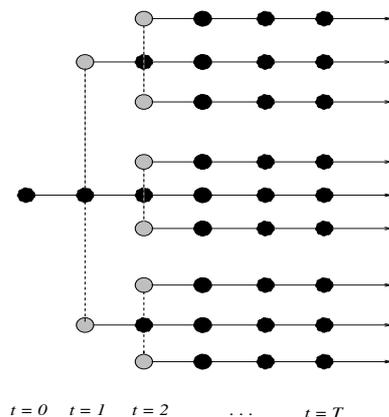


Figura 5.11: Estrutura de Ramificação de Múltiplos Cenários.

O agrupamento de desvios semelhantes em cada estágio é feito através da análise de clusters (apêndice C). O número total de ramificações na árvore de cenários é previamente estabelecido. No entanto, o algoritmo é flexível para utilizar outros critérios para estabelecer o total de ramificações em cada estágio, como por exemplo, a especificação da máxima distância possível de se ter um agrupamento dos desvios semelhantes em cada estágio.

5.5.4 Função Densidade de Probabilidade Associada a Dados de Vazões

O processo de geração de múltiplos cenários apresentado nesta seção tem como base o ajuste de uma função densidade de probabilidade a dados históricos mensais de vazões naturais afluentes as usinas hidroelétricas do sistema.

Neste caso a função densidade de probabilidade condicionada do tipo log-normal tem sido considerada. De forma análoga ao modelo PAR(1) utilizado nas políticas de controle malha fechada e malha aberta com OLFC, assume-se aqui que a vazão afluyente no estágio t depende somente da vazão ocorrida no estágio anterior ($t - 1$), ou seja:

$$f(y_t|y_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(y_t - \mu_m)^2 / 2(\sigma_{t_m})^2} \quad (5.13)$$

onde,

$\sigma_{t_m} = \sigma_t \sqrt{(1 - \rho^2)}$: desvio padrão da série de vazões condicionada;

$\mu_m = u_t + \rho \frac{\sigma_t}{\sigma_{t-1}} (y_{t-1} - \mu_{t-1})$: média da série de vazões condicionada;

$\mu_t = E[y_t]$: valor esperado de y_t ;

$\mu_{t-1} = E[y_{t-1}]$: valor esperado de y_{t-1} ;

$\sigma_t^2 = V[y_t]$: variância de y_t ;

$\sigma_{t-1}^2 = V[y_{t-1}]$: variância de y_{t-1} ;

$\rho = E[(y_t - \mu_t)(y_{t-1} - \mu_{t-1})] / \sigma_t \sigma_{t-1}$: coeficiente de correlação de y_t em relação ao período anterior.

De acordo com a função $f(y_t|y_{t-1})$, a probabilidade da variável y_t assumir um valor menor que \tilde{y} é dada por:

$$F(\tilde{y}) = Prob[y_t \leq \tilde{y}] = \int_{-\infty}^{\tilde{y}} f(y_t|y_{t-1}) dy_t = \beta \quad (5.14)$$

Uma vez determinada a função densidade de probabilidade associada a variável y_t e a probabilidade β , tal que $F(\tilde{y}) = \beta$, o valor de \tilde{y} pode ser obtido calculando-se o valor inverso da função distribuição de probabilidade $F(\tilde{y}) = \beta$, ou seja:

$$\tilde{y} = F^{-1}(\beta) = \{\tilde{y} : F(\tilde{y}) = \beta\} \quad (5.15)$$

Dividindo-se o domínio da variável aleatória y_t em N intervalos equiprováveis, a área sob a função densidade de probabilidade $f(y_t|y_{t-1})$ em cada intervalo representa a probabilidade da variável aleatória pertencer a este intervalo, com valor $\beta = 1/N$. A figura 5.12 ilustra essa divisão, onde:

$$Prob[y_t \leq \tilde{y}_t^1] = Prob[\tilde{y}_t^1 \leq y_t \leq \tilde{y}_t^2] = \dots = Prob[y_t \geq \tilde{y}_t^{N-1}] = \beta = 1/N$$

Supondo-se o particionamento da função $f(y_t|y_{t-1})$ em N regiões equiprováveis, os valores $\tilde{y}_t^1, \tilde{y}_t^2, \dots, \tilde{y}_t^{N-1}$, determinados de acordo com a equação (5.15), são considerados possíveis representações da variável aleatória y_t no estágio t , ou seja, possíveis cenários de vazão afluyente ao sistema hidráulico no estágio t . Os cenários $\tilde{y}_t^1, \tilde{y}_t^2, \dots, \tilde{y}_t^{N-1}$ determinado são condicionados a um dado valor de vazão afluyente no estágio anterior $t-1$, tal como ilustra a figura 5.13. A partir de cada nó gerado, o processo análogo de ajuste a particionamento

da função log-normal condicionada é repetido, até que a árvore de cenários apresente o número de estágios desejado.

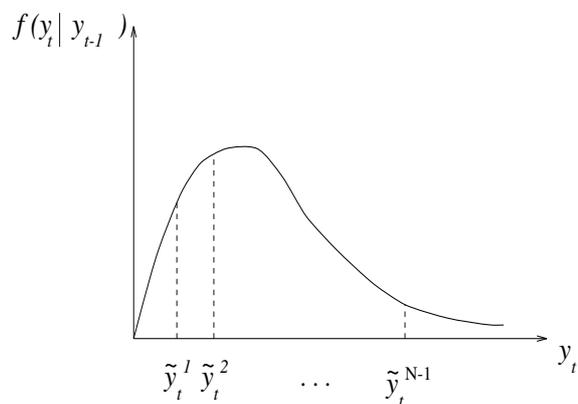


Figura 5.12: Particionamento de $f(y_t|y_{t-1})$ em Regiões Equiprováveis.

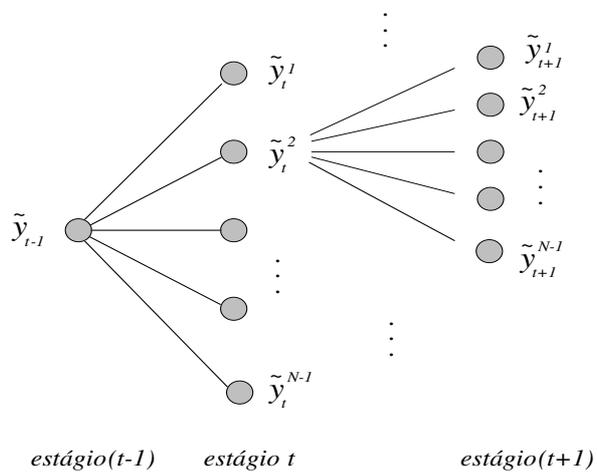


Figura 5.13: Representação da Árvore de Cenários.

5.6 Resumo

Este capítulo apresentou as abordagens estocásticas utilizadas pelas políticas de controle malha fechada e malha aberta no tratamento da aleatoriedade do problema de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos. Os modelos apresentados são baseados em dados históricos mensais de vazões naturais às usinas do sistema hidráulico de geração.

Inicialmente foi apresentado o modelo periódico auto-regressivo de ordem 1, utilizado na política de controle malha fechada, fornecendo as funções densidade de probabilidade condicionadas, e na política de controle malha aberta com OLFC, como previsor de vazões. No OLFC, um modelo de rede neural nebulosa também foi utilizado como previsor de vazões. No caso da política malha aberta com NFC, a média de longo termo do histórico de vazões foi considerada.

Na análise de cenários a estocasticidade do problema foi representada por um conjunto de possíveis, embora não mais prováveis, cenários futuros de vazão afluente ao sistema hidráulico. Neste caso, diferentes abordagens foram propostas na definição do conjunto de cenários, como a seleção de cenários a partir de dados históricos de vazão, cenários baseados em múltiplas previsões e cenários determinados a partir de regiões equiprováveis sob uma função densidade de probabilidade ajustada a dados históricos de vazão.

Capítulo 6

Comparação das Políticas de Controle

Este capítulo apresenta a comparação entre as políticas de controle malha fechada e malha aberta no problema de planejamento energético da operação de sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica.

Esta comparação é feita através de simulações da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro. São considerados sistemas constituídos por uma única usina hidroelétrica e sistemas com múltiplas usinas em cascata. No caso de múltiplas usinas, a política de malha fechada considera a agregação do sistema em um modelo equivalente, adotando-se a regra linear de operação dos reservatórios, a mesma regra adotada pelo setor elétrico brasileiro.

Alguns aspectos de modelagem associados a política de malha aberta são também analisados, como o custo associado ao estado final de armazenamento dos reservatórios, a representação da estocasticidade do sistema através de um único cenário futuro de vazão afluente e a consideração de cenários múltiplos através da abordagem de análise de cenários.

6.1 Introdução

Para estudo de casos, foram selecionados dados de usinas hidroelétricas com reservatórios localizados em diferentes regiões dos sistemas Sudeste e Nordeste brasileiro, incluindo o Rio Paranaíba, o Rio Grande e o Rio São Francisco. A figura 6.1 ilustra a posição das usinas selecionadas na cascata.

A coordenação da geração hidroelétrica das usinas selecionadas pertence a diferentes empresas de energia elétrica. As usinas hidroelétricas de Furnas, M. Moraes, Estreito, Porto Colômbia, Marimbondo e Itumbiara pertencem à empresa FURNAS - Centrais

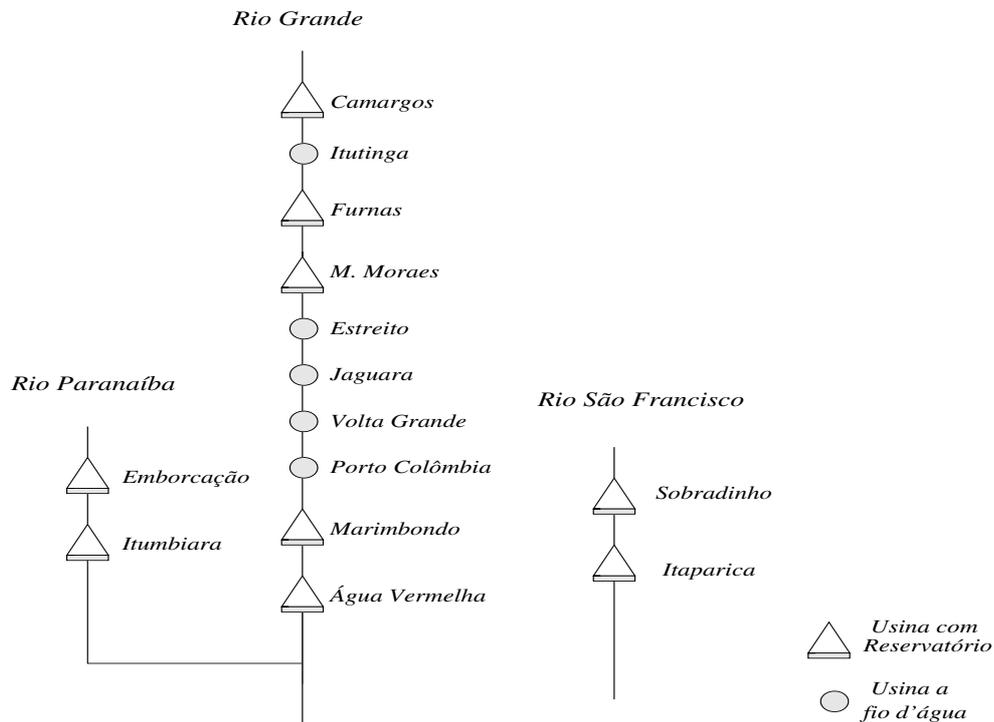


Figura 6.1: Usinas Hidroelétricas Seleccionadas para Estudo de Casos.

Elétricas S. A.. A usina hidroelétrica de Água Vermelha pertence à Companhia Tietê. As usinas de Emborcação, Camargos, Itutinga, Jaguará e Volta Grande pertencem à empresa Centrais Elétricas de Minas Gerais - CEMIG. As usinas de Sobradinho e Itaparica pertencem à empresa Companhia HidroElétrica do São Francisco - CHESF. Nesta configuração encontram-se usinas de reservatórios com características diversas, como usinas com grandes vazões afluentes e pequenos reservatórios e usinas das mais diversas capacidades instaladas, tal como mostra os dados apresentados na tabela 6.1.

Como adotado em estudos de planejamento no sistema elétrico brasileiro, a cota de montante $\phi(\cdot)$ e cota de jusante $\theta(\cdot)$ de cada reservatório são ajustadas por polinômios de quarta ordem em função do volume armazenado e da defluência no reservatório, respectivamente. As tabelas 6.2 e 6.3 apresentam os valores dos coeficientes destes polinômios, onde a_i e b_i são coeficientes dos termos com expoente i para a função polinomial representando a cota de montante e a cota de jusante de cada reservatório, respectivamente. Os valores de produtividade específica k e da perda de carga média pc de cada usina hidroelétrica se-

lecionada são apresentados na tabela 6.4. As características dos conjuntos turbina/gerador destas usinas são apresentadas na tabela 6.5.

Tabela 6.1: Características das Usinas Hidroelétricas.

Usinas	Capacidade Instalada (MW)	Volume Útil (hm^3)	Turbinagem min/max (m^3/s)
Camargos	48	572	32/228
Itutinga	52	-	32/244
Furnas	1312	17217	196/1692
M. Moraes	478	2500	247/1328
Estreito	1104	-	252/2028
Jaguara	424	-	255/1564
Volta Grande	380	-	275/1584
Porto Colômbia	328	-	307/1988
Marimbondo	1488	5260	441/2944
Água Vermelha	1380	5169	501/2922
Emborcação	1192	12521	77/1048
Itumbiara	2280	12454	254/3222
Sobradinho	1050	28669	1300/4278
Itaparica	1500	3544	640/3306

Tabela 6.2: Coeficientes dos Polinômios Cota de Montante.

Usinas	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
Camargos	892.97	6.2089×10^{-2}	-1.1041×10^{-4}	1.2470×10^{-7}	-5.5512×10^{-11}
Itutinga	886.00	0.0	0.0	0.0	0.0
Furnas	735.25	3.4966×10^{-3}	-1.9744×10^{-7}	6.9170×10^{-12}	-9.7736×10^{-17}
M. Moraes	641.77	8.0882×10^{-3}	-3.6982×10^{-7}	-7.1105×10^{-11}	9.1237×10^{-15}
Estreito	622.50	0.0	0.0	0.0	0.0
Jaguara	558.50	0.0	0.0	0.0	0.0
Volta Grande	494.60	0.0	0.0	0.0	0.0
Porto Colômbia	467.20	0.0	0.0	0.0	0.0
Marimbondo	417.89	1.1171×10^{-2}	-2.2937×10^{-6}	2.9099×10^{-10}	-1.4826×10^{-14}
Água Vermelha	357.08	3.2377×10^{-3}	-7.7640×10^{-8}	0.0	0.0
Emborcação	568.09	1.4506×10^{-2}	-1.2028×10^{-6}	5.8303×10^{-11}	-1.1245×10^{-15}
Itumbiara	471.16	7.2805×10^{-3}	-5.6098×10^{-7}	2.5977×10^{-11}	-4.8453×10^{-16}
Sobradinho	374.18	1.3967×10^{-3}	-5.3516×10^{-8}	1.1599×10^{-12}	-9.5459×10^{-18}
Itaparica	275.81	6.7648×10^{-3}	-8.8683×10^{-7}	7.0679×10^{-11}	-2.2398×10^{-15}

Tabela 6.3: Coeficientes dos Polinômios Cota de Jusante.

Usinas	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4
Camargos	886.10	0.0	0.0	0.0	0.0
Itutinga	855.47	4.9706×10^{-5}	-2.3236×10^{-10}	6.27412×10^{-16}	-6.3685×10^{-22}
Furnas	671.63	3.8713×10^6	-2.6059×10^{-12}	1.3847×10^{-18}	0.0
M. Moraes	619.27	6.5905×10^{-6}	-7.0832×10^{-13}	0.0	0.0
Estreito	556.72	4.6490×10^{-6}	-1.0877×10^{-12}	1.1936×10^{-19}	0.0
Jaguara	508.64	1.8341×10^{-5}	-1.6724×10^{-11}	3.4173×10^{-18}	1.2253×10^{-24}
Volta Grande	466.71	1.6116×10^{-7}	2.6277×10^{-12}	-1.5216×10^{-18}	3.6532×10^{-25}
Porto Colômbia	446.07	7.2254×10^{-7}	0.0	0.0	0.0
Marimbondo	381.09	5.3473×10^{-6}	-2.9065×10^{-13}	5.8291×10^{-21}	0.0
Água Vermelha	317.35	4.8976×10^{-3}	-1.0892×10^{-6}	9.4834×10^{-11}	0.0
Emborcação	519.77	1.5208×10^{-5}	-1.5908×10^{-11}	1.2913×10^{-17}	-3.6995×10^{-24}
Itumbiara	433.00	6.0724×10^{-6}	-1.1840×10^{-12}	1.7484×10^{-19}	0.0
Sobradinho	358.93	1.1492×10^{-5}	-1.1125×10^{-11}	5.8487×10^{-18}	-1.1379×10^{-24}
Itaparica	251.50	0.0	0.0	0.0	0.0

Tabela 6.4: Características das Usinas Hidroelétricas.

Usinas	$k \left(\frac{MW}{(m^3/s)m} \right)$	pc (m)	c (%)
Camargos	0.008525	$c \cdot h_b$	1.20
Itutinga	0.008819	$c \cdot h_b$	1.96
Furnas	0.008633	$c \cdot h_b$	1.09
M. Moraes	0.008340	$c \cdot h_b$	0.08
Estreito	0.008830	$c \cdot h_b$	1.50
Jaguara	0.008927	$c \cdot h_b$	1.34
Volta Grande	0.009025	$c \cdot h_b$	0.75
Porto Colômbia	0.008730	$c \cdot h_b$	1.90
Marimbondo	0.008535	$c \cdot h_b$	1.60
Água Vermelha	0.008829	$c \cdot h_b$	1.11
Emborcação	0.008731	$c \cdot h_b$	1.27
Itumbiara	0.008829	$c \cdot h_b$	1.20
Sobradinho	0.009025	c	0.50
Itaparica	0.008927	$c \cdot h_b$	1.55

Tabela 6.5: Características do Conjunto Turbina/Gerador.

Usinas	Número de Conjuntos N_c	Tipo da Turbina j $Tipo_j$	Número de Unidades N_j	Altura Efetiva h_{ef_j} (m)	Engolimento Efetivo q_{ef_j} (m^3/s)	Potência Efetiva p_{ef_j} (MW)
Camargos	1	Kaplan	2	24.6	114	24
Itutinga	2	Kaplan	2	25.00	54	12
		Kaplan	2	25.00	68	12
Furnas	2	Francis	6	90.00	211	164
		Francis	2	89.30	213	164
M. Moraes	4	Francis	2	41.80	109	38
		Francis	2	43.90	123	45
		Francis	4	43.20	142	51
		Francis	2	43.8	148	54
Estreito	1	Francis	6	61.70	338	184
Jaguara	2	Francis	4	44.10	254	100
		Francis	2	44.10	274	108
Volta Grande	1	Kaplan	4	26.60	396	95
Porto Colômbia	1	Kaplan	4	18.90	497	82
Marinbondo	1	Francis	8	59.20	368	186
Água Vermelha	1	Francis	6	53.50	487	230
Emborcação	1	Francis	4	130.30	262	298
Itumbiara	1	Francis	4	80.20	537	380
Sobradinho	1	Francis	6	27.2	713	175
Itaparica	1	Francis	6	50.80	551	250

Nos sistemas hidrotérmicos selecionados para estudo de casos, o parque térmico real é aproximado por um sistema térmico equivalente com capacidade ilimitada e função custo de geração quadrática. A demanda de carga do sistema é considerada constante durante o horizonte de estudo, sendo igual a capacidade instalada do sistema hidráulico, a fim de permitir um sistema hidrotérmico balanceado.

Estas suposições não alteram a natureza das conclusões dos estudos realizados, já que o planejamento ótimo tenta distribuir a geração hidráulica ao longo do horizonte de planejamento a fim de igualar o custos marginais de operação, quaisquer que sejam estes custos (Zuwei et al., 1998). A função custo de complementação térmica considerada é da forma:

$$\psi_t(D_t - P_t) = a + b(D_t - P_t) + c(D_t - P_t)^2 \quad (6.1)$$

onde a , b e c são constantes não negativas.

É importante notar que a escolha das constantes a , b e c na equação (6.1) não afeta o comportamento da solução ótima do problema. Para o caso particular do sistema termoelétrico apresentado na tabela 2.3 no capítulo 2, a aproximação quadrática da função custo geração adota os valores $a = 0$, $b = 0.02 \times 10^{-3}$ e $c = 0$, para valores de geração térmica dados em MWh, tal como ilustra a figura 6.2.

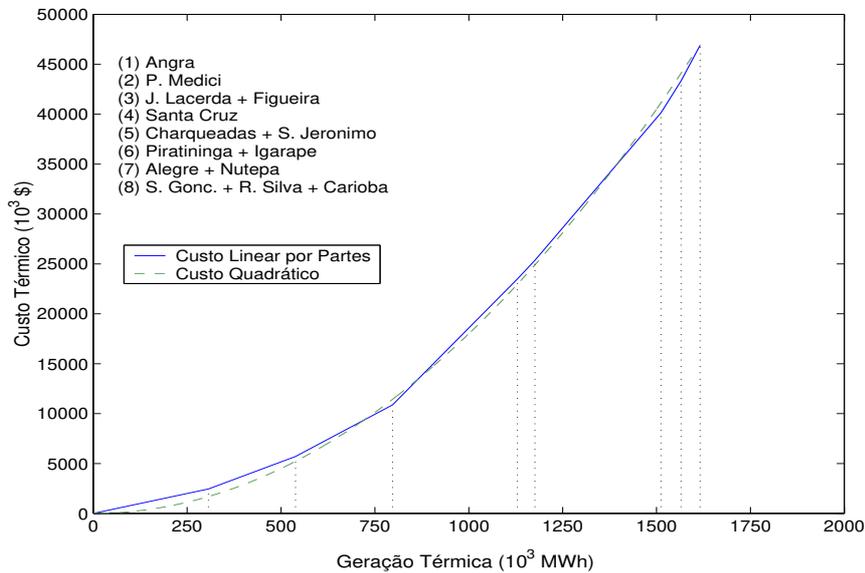


Figura 6.2: Aproximação Quadrática para a Função de Custo Térmico.

6.2 Simulação

A análise de desempenho das políticas de controle malha fechada e malha aberta apresentadas neste trabalho é feita através de simulações da operação de sistemas hidrotérmicos sob dados históricos de vazões naturais afluentes as usinas hidroelétricas do sistema, os quais encontram-se disponível a partir do ano de 1931.

O modelo de simulação tenta reproduzir o comportamento do sistema hidrotérmico em estudo. Este modelo fornece a resposta do sistema para uma seqüência de vazões afluentes especificada, de acordo com a política de controle adotada, permitindo a comparação de diferentes metodologias em um mesmo ambiente computacional.

Em uma visão geral, o processo de simulação consiste da varredura do horizonte de simulação, mês a mês, onde a cada mês uma decisão ótima, fornecida por uma determinada política de controle, é implementada. O simulador leva em conta as características individuais de cada usina do sistema (simulação a usinas individualizadas), como os limites operacionais de armazenamento, defluência e turbinagem.

A cada mês do período de simulação, o estado do sistema no início do mês e a vazão afluente no mês são conhecidos e, de acordo com a decisão ótima fornecida pela política de controle, um novo estado do sistema é determinado, de maneira a satisfazer a equação de balanço hidráulico nos reservatórios das usinas hidroelétricas do sistema.

- **Simulação da Política de Controle Malha Fechada**

Na política de controle malha fechada, o processo de simulação consiste em seguir as decisões ótimas de geração hidroelétrica determinadas pela abordagem de Programação Dinâmica Estocástica (PDE). Estas decisões ótimas são fornecidas em forma de tabelas mensais, em função dos níveis de armazenamento x_t do sistema no mês t e da vazão afluente ao sistema no mês anterior $t - 1$, y_{t-1} .

Em sistemas constituído por múltiplas usinas hidroelétricas, um Modelo Equivalente (ME) é adotado. Neste caso são calculadas a energia armazenada no sistema e a energia afluente no mês anterior, as quais servem como entrada para a consulta na tabela de decisão da PDE. Com base na informação da vazão afluente ao sistema no corrente mês de simulação e baseado em uma Regra de Operação dos Reservatórios (ROR), um desagregador determina o volume dos reservatórios do sistema, tal que a meta de geração hidroelétrica fornecida pela PDE seja satisfeita. O desagregador supõe características individuais não consideradas pelo ME, como os limites de defluência e turbinagem em cada usina. A figura 6.3 esquematiza o processo de simulação da política de controle malha fechada com ME.

- **Simulação da Política de Controle Malha Aberta**

Na simulação da política de controle malha aberta, a cada mês do período de simulação uma otimização é realizada. A otimização tem informação do estado de armazenamento do reservatório no início do mês e informações sobre a série hidrológica simulada até o mês anterior ao corrente mês de simulação.

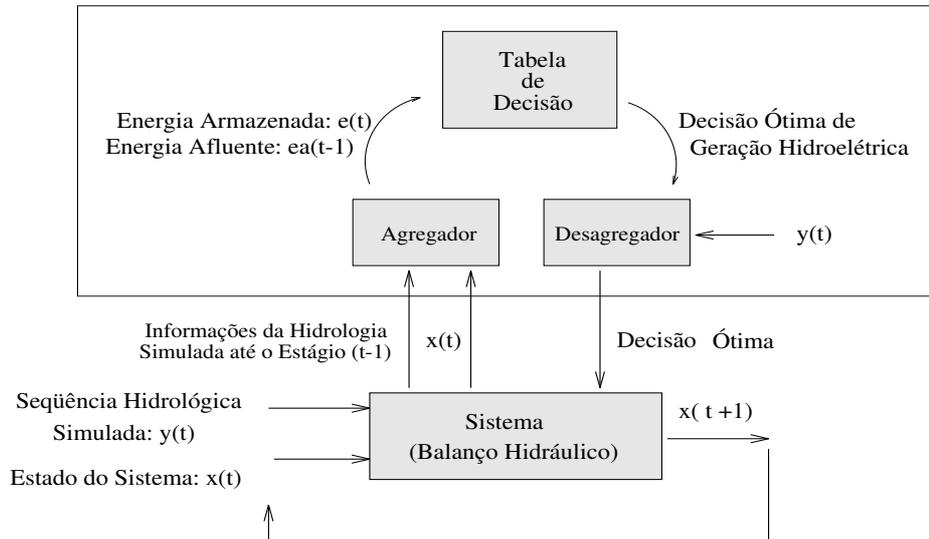


Figura 6.3: Processo de Simulação da Política de Controle Malha Fechada com ME.

A decisão implementada pelo simulador a cada mês é a decisão de volume ótimo ou defluência ótima determinados pelo modelo POSH, utilizado na otimização determinística da política de controle malha aberta. A partir da decisão ótima fornecida pela política de controle adotada e da informação da vazão afluente no corrente mês de simulação, o simulador determina o estado de armazenamento do sistema no início do próximo mês, de maneira a satisfazer a equação de balanço hidráulico no sistema. Este processo é repetido mensalmente num esquema de horizonte rolante, tal como esquematizado na figura 6.4.

A simulação da política de controle malha aberta requer a definição de um horizonte de otimização, em meses, o qual pode ser considerado fixo ou variável durante o processo de simulação, e a definição de uma condição de contorno ao modelo de otimização determinístico deste tipo de política de controle. O horizonte de otimização e a condição de contorno do modelo são dependentes entre si e podem ter grande influência no desempenho da política de controle malha aberta.

6.3 Condição de Contorno na Política de Malha Aberta

No planejamento energético, os recursos de geração, representados pela água armazenada nos reservatórios, são limitados. A disponibilidade de recursos em um dado

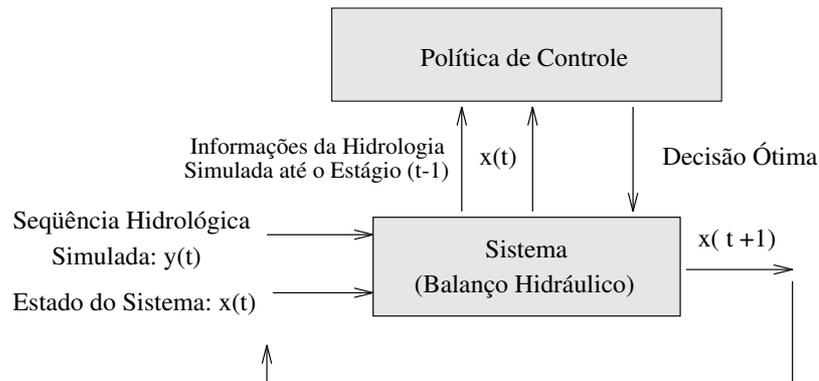


Figura 6.4: Processo de Simulação da Política de Controle Malha Aberta.

período depende de sua utilização no período anterior, o que estabelece uma ligação entre as decisões operativas no tempo.

No caso de sistemas hidroelétricos sem capacidade de armazenamento de água a médio e longo prazos (usinas a fio d'água), toda a vazão afluyente ao sistema deve ser liberada no próprio período em que chega e o sistema térmico deve satisfazer a demanda de energia que a geração hidráulica não foi capaz de atender. Qualquer quantidade incremental de água disponível ao sistema é imediatamente liberada, o que faz com que os níveis de geração térmica e o custo total do sistema sejam reduzidos.

Reservatórios de acumulação podem ser usados para tentar igualar custos marginais de sistemas hidrotérmicos através do horizonte de planejamento, tanto quanto possível. Uma maneira pode ser estocar água em períodos onde sua disponibilidade é relativamente abundante e utilizar deste armazenamento para geração de energia em períodos de relativa escassez.

De uma forma geral, sob a hipótese de perfeita previsão, em qualquer estágio do planejamento da operação energética em sistemas hidrotérmicos, existem basicamente duas alternativas quanto a utilização dos recursos hidráulicos disponíveis: geração de energia e redução do corrente custo de geração não hidráulica ou armazenamento no reservatório para uso futuro.

No processo de otimização, a água deve ser liberada do reservatório se o benefício desta decisão exceder o valor marginal de armazená-la. Vale lembrar que a eficiência do processo de geração depende da defluência e do nível de armazenamento do reservatório.

A presença de restrições na defluência, como limites na saída útil do reservatório, limites físicos de armazenamento e outras restrições associadas ao uso múltiplo da água, como o controle de cheias, navegação e irrigação também devem ser consideradas.

Na formulação do problema de planejamento energético (equações (2.47) a (2.57)) a função $V(x_T)$ representa o custo associado ao estado final de armazenamento dos reservatórios. O objetivo desta função é estabelecer o balanço entre o benefício associado com o uso da água para geração de energia durante o período de planejamento e o benefício esperado do futuro vindo de seu armazenamento no final do período, ou seja, esta função visa equilibrar os custos do uso da água no planejamento a médio prazo, com os custos futuros a longo prazo. Desta forma, a função $V(x_T)$ pode ser entendida como uma condição de contorno para o último intervalo de tempo do horizonte de otimização.

Seja a operação otimizada da usina hidroelétrica de Furnas obtida pelo modelo POSH, assumindo-se que nenhum tipo de condição de contorno seja associada a este modelo. Como condição inicial de operação, o estado de armazenamento do reservatório é fixado em 100% de seu volume útil, sendo o mês inicial de operação o mês de maio. O horizonte de estudo considerado é de 12 meses, supondo-se valores médios do histórico mensal de vazões naturais como hidrologia (MLT).

A figura 6.5 apresenta as trajetórias ótimas de volume e defluência obtidas pelo modelo POSH, o limite mínimo de defluência, o engolimento efetivo da usina e a solução inicial do modelo (solução a fio d'água), a qual é numericamente igual a MLT do histórico. Toda vazão afluyente inferior ao engolimento efetivo é vazão turbinada, enquanto a vazão defluente acima do engolimento efetivo é vertida.

Neste caso, como nenhum tipo de condição de contorno é associada ao estado final de armazenamento do reservatório, a otimização está livre para utilizar toda a água disponível no sistema, ao longo do período de planejamento, para geração de energia e redução do corrente custo de complementação térmica. A vazão turbinada pela usina foi superior a vazão afluyente a mesma ao longo de quase todo o horizonte. Isto foi possível através da utilização da água armazenada no reservatório, o que é responsável por seu esvaziamento.

A produtividade da usina depende da altura de queda a que esteja submetida (efeito queda). O efeito queda expressa o benefício advindo do armazenamento de água no reservatório para aumentar a produtividade da usina. O impacto desse efeito é maior nos primeiros meses do horizonte de planejamento, chegando a zero no final do período, o que faz com que a trajetória ótima da defluência seja ligeiramente crescente ao longo do horizonte de planejamento.

A condição de contorno associada a formulação do problema de planejam-

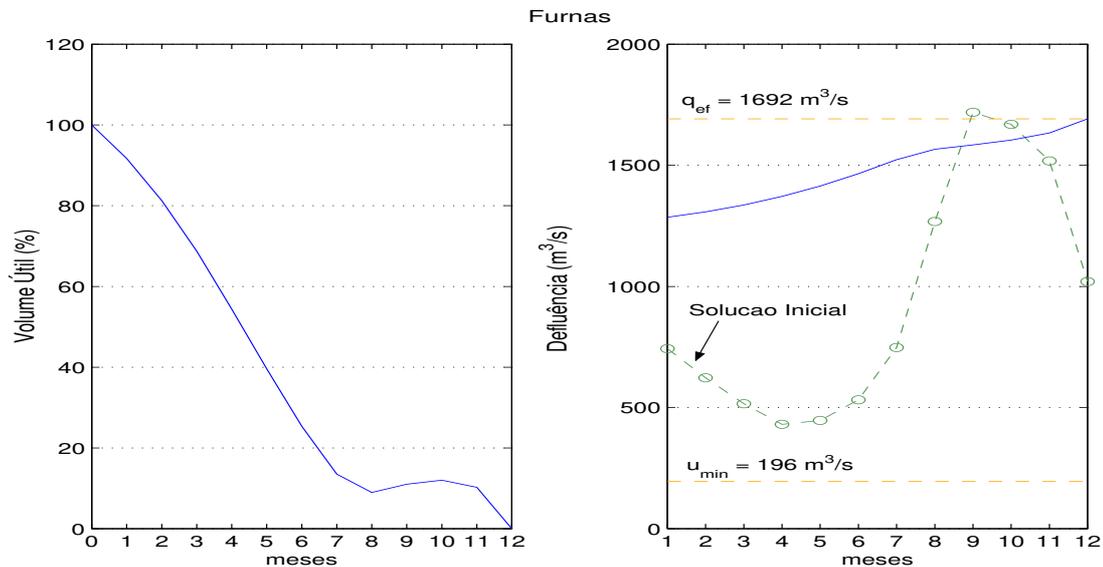


Figura 6.5: Trajetória Ótima de Volume e Defluência para a Usina de Furnas.

to energético, tem como objetivo permitir que a solução seja consistente com a operação contínua do sistema, já que o sistema não deixa de operar com o final do horizonte de planejamento. A influência da condição de contorno na solução ótima do problema é relevante, sobretudo quando o horizonte de planejamento é de poucos meses.

Uma maneira de superar o problema de se obter uma apropriada condição de contorno para o problema é estender o horizonte de planejamento de maneira a tornar desprezível a influência da mesma nas decisões ótimas dos primeiros estágios de otimização. Este critério é adotado pela política de controle malha fechada da PDE.

No entanto, este tipo de consideração pode não favorecer o desempenho da política de controle malha aberta baseada em previsão de vazões, como é o caso do *Open Loop Feedback Control* (OLFC). Isso ocorre porque com a extensão do horizonte de planejamento, o erro na estimação das vazões afluentes ao sistema tende a aumentar.

Por outro lado, estabelecer horizontes de planejamento mais curtos, onde os modelos de previsão de vazões possam ter melhor desempenho, requer uma precisa estimativa da condição de contorno $V(x_T)$ desde que, neste caso, a influência da mesma sobre as decisões ótimas do problema passa a ser crucial.

6.3.1 Enchimento dos Reservatórios no Início do Período Seco

Sob hipótese de que em sistemas hidrotérmicos os reservatórios operam em um ciclo de períodos hidrológicos anuais, pode ser apropriado estabelecer que o volume do reservatório no final de cada ciclo seja igual ao volume do reservatório no início do ciclo.

Neste caso, uma condição de contorno para o problema de planejamento energético pode ser considerar que o nível de armazenamento dos reservatórios deve estar tão cheio quanto possível no início do período seco. Este critério heurístico, adotado também em (Oliveira e Soares, 1990), (Dembo et al., 1990) e (Soares e Carneiro, 1991), é suportado pelo fato de que a solução ótima determinística sob o histórico de vazões afluentes indica que o nível de armazenamento dos reservatórios tende a estar quase sempre cheio no início do período seco do sistema.

Para enfatizar esta tendência da solução ótima, a figura 6.6 apresenta curvas de permanência do armazenamento do reservatório no mês de maio (início do período seco nos sistemas sudeste e nordeste) para as usinas hidroelétricas de Furnas, Emborcação e Sobradinho. As curvas apresentadas foram obtidas da operação otimizada destas usinas (isoladas) sob dados históricos de vazões no período de 1931 a 2000. Para as três usinas consideradas, pode-se observar que o reservatório encontra-se cheio em maio na maioria dos anos. Nos poucos casos onde isto não ocorre, o nível de armazenamento é próximo do cheio.

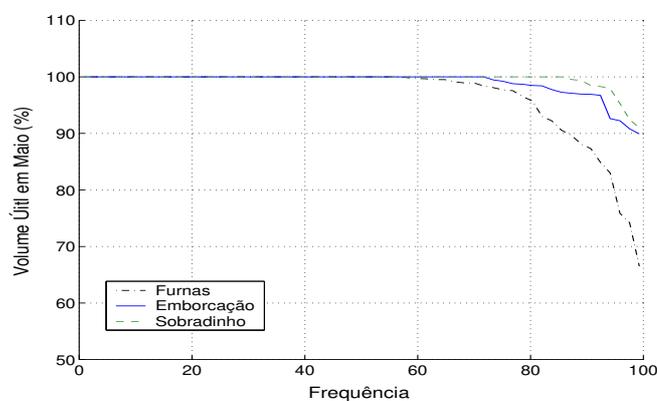


Figura 6.6: Curva de Permanência dos Reservatórios no Mês de Maio.

Desta forma, uma condição de contorno associada ao modelo POSH pode ser tentar manter o nível de armazenamento do reservatório tão cheio quanto possível sempre no final do mês de abril. Com este tipo de condição de contorno, o horizonte de otimização é

considerado variável, dependendo do mês a que se refere a decisão, de maneira que o estágio final seja sempre o mês de abril. Por exemplo, a decisão para o mês de setembro é obtida pela otimização da operação durante um período de 8 meses, enquanto no mês de janeiro, a decisão é obtida pela otimização da operação em um período de 4 meses. O horizonte médio de otimização neste caso irá ser de 6 meses, o que pode ser considerado um período razoável para a previsão de vazões.

Supondo que T representa o próximo mês de abril, a solução do problema (2.47)-(2.57) é obtida considerando-se a condição de contorno da forma:

$$V(x_T) = M(\bar{x} - x_T)^2 \quad (6.2)$$

onde, M é uma constante positiva grande o suficiente para garantir que a condição de contorno prevaleça sobre o restante da função objetivo.

6.3.2 Custo Esperado Futuro de Operação

Outra forma de condição de contorno ao problema de planejamento energético pode ser a associação de uma função custo ao estado final de armazenamento dos reservatórios. Este custo final pode ser estimado em função da energia armazenada no sistema no final do período de planejamento, e representa a função de custo esperado futuro de operação do sistema.

A energia armazenada no sistema equivale ao total de energia que o sistema é capaz de produzir com o deplecionamento de todos os seus reservatórios. Maiores detalhes sobre a determinação da energia armazenada podem ser vistos no capítulo 3 (seção 3.5).

Assim, a partir do volume armazenado no estágio final de planejamento pode-se determinar a energia armazenada no sistema e, associada a essa energia armazenada, tem-se o custo esperado futuro de operação do sistema. O custo esperado futuro de operação pode ser definido como uma função polinomial da energia armazenada no sistema da seguinte forma:

$$V(e_T) = a_0 + a_1.e_T + a_2.e_T^2 + \dots + a_n.e_T^N \quad (6.3)$$

onde, e_T representa a energia armazenada no sistema no final do horizonte T .

Uma aproximação para a função de custo futuro esperado (6.3) pode ser obtida ajustando-se uma função analítica aos custos esperados médios de cada mês fornecidos pela política de controle malha fechada da PDE (Farah, 1997).

A abordagem de PDE fornece, como resultado da otimização, tabelas mensais de decisões de geração e custo futuro de operação associado à cada decisão, em função de possíveis estados de energia afluyente no mês anterior (coluna) e estados correntes de energia armazenada (linhas). O custo associado a cada estado discretizado de energia armazenada pode ser calculado como sendo a média dos custos associados as possíveis faixas de energia afluyente consideradas, ou seja, o custo médio de cada linha das tabelas de custo futuro.

Neste trabalho, o ajuste da função de custo esperado futuro considera tabelas mensais de decisões fornecidas pela PDE a partir de 10 estados possíveis de energia afluyente e 100 estados possíveis de energia armazenada. A função ajustada aos valores de custo futuro médios é uma função quadrática, obtida através do método dos mínimos quadrados (Bertsekas, 1995b). A figura 6.7 mostra a curva de custo esperado futuro \times energia armazenada para a usina de Furnas, para os meses de maio, julho, setembro e novembro.

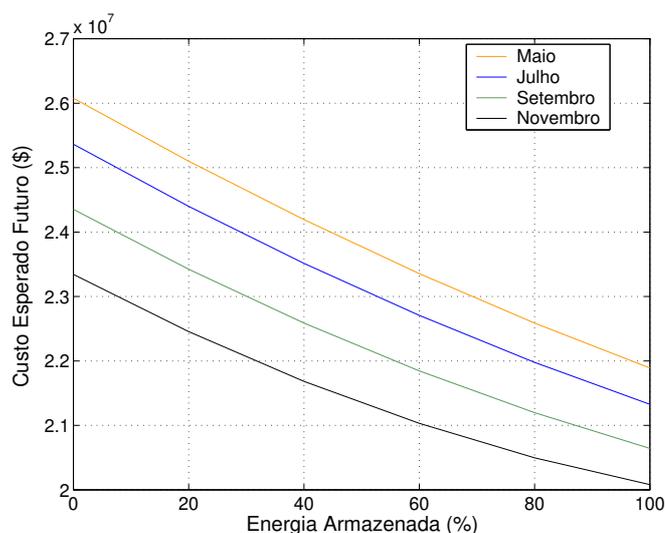


Figura 6.7: Curva de Custo Esperado Futuro \times Energia Armazenada para a Usina de Furnas

No entanto, para tratar com a inconsistência entre a modelagem agregada da abordagem de PDE e a modelagem individualizada do modelo POSH, um fator multiplica-

dor da função de custo esperado futuro (fator K) é considerado. Desta forma, a solução de (2.47)-(2.57) é obtida considerando-se a condição de contorno:

$$V(x_T) = K.V(e_T) \quad (6.4)$$

onde, $K \in \Re$.

O fator multiplicador K indica a porcentagem de custo esperado futuro a ser associado ao estado final de armazenamento do reservatório. É de se esperar que quanto menor o fator multiplicador K , ou seja, quanto menos valorizada é a água no futuro, menor o volume final de armazenamento do reservatório. Com o aumento do fator multiplicador K e, portanto, aumento do custo esperado futuro de operação, o nível de armazenamento no reservatório no final do período tende a ser mais elevado.

Como ilustração, a figura 6.8 apresenta as trajetórias ótimas de volume da usina hidroelétrica de Furnas operando em um horizonte de planejamento de 12 meses, assumindo a MLT como hidrologia e diferentes valores para o fator multiplicar K : (a) $K = 0.0$; (b) $K = 0.01$; (c) $K = 0.02$ e (d) $K = 0.05$. O mês inicial de operação é o mês de maio.

A principal preocupação na determinação do fator K é fazer com que a função de custo futuro proporcione a adequada valorização da água no estágio final de planejamento, levando-se em consideração o comportamento sazonal das séries mensais de vazões afluentes.

6.3.3 Influência da Condição de Contorno e do Horizonte de Otimização na Política de Controle Malha Aberta

Esta seção apresenta uma análise da influência que o horizonte de otimização e a condição de contorno considerados no modelo POSH, podem exercer no desempenho da política de controle malha aberta.

Esta análise é feita através de simulações da operação isolada da usina hidroelétrica de Furnas, sob dados histórico de vazões afluente, no período de 1931 a 1990. As seguintes condições de contorno foram consideradas junto ao modelo POSH na política de controle malha aberta:

1. O estado final de armazenamento do reservatório em cada otimização é mantido tão cheio quanto possível sempre no início do período seco no sistema, ou seja, $V(x_T)$ é dada por (6.2). Neste caso, o horizonte de otimização é variável, com final sempre no mês abril.

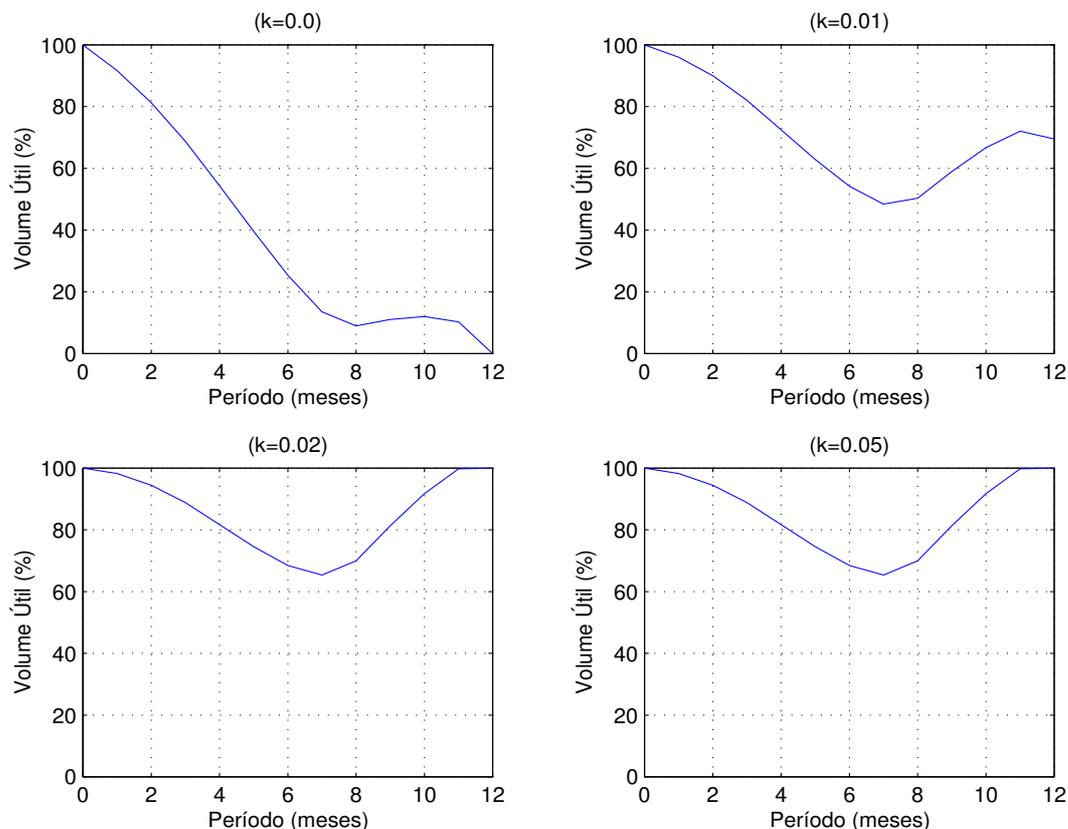


Figura 6.8: Trajetória Ótima de Volume para a Usina de Furnas.

2. Uma função de custo esperado futuro de operação é associada ao estado final de armazenamento do reservatório, conforme a equação (6.4). Neste caso, o horizonte de otimização é considerado fixo ao longo de toda simulação.

No caso da condição de contorno 2, uma importante questão é o ajuste do fator K multiplicador da função de custo esperado futuro de operação. Este ajuste foi feito com base em simulações da operação isolada de usinas hidroelétricas sob dados históricos de vazão afluente. As simulações variam em relação ao valor do fator multiplicador K e do horizonte de otimização considerados no modelo POSH. Com base nos resultados obtidos, K é fixado em 0.02 nos estudos onde a condição de contorno 2 é considerada junto ao modelo POSH na política de controle malha aberta.

Como ilustração, a figura 6.9 mostra o comportamento do custo operacional total

obtido em simulações da operação da usina hidroelétrica de Furnas, adotando-se a política de malha aberta com *Naive Feedback Control* (NFC) e a condição de contorno 2 sendo associada ao modelo POSH. As simulações variam em relação ao valor do fator multiplicador da função de custo esperado futuro ($K \in [0, 0.1]$) e ao horizonte de otimização considerados (horizontes de 4, 6 e 12 meses). As simulações foram realizadas sob dados históricos de vazão, de 1931 a 1990.

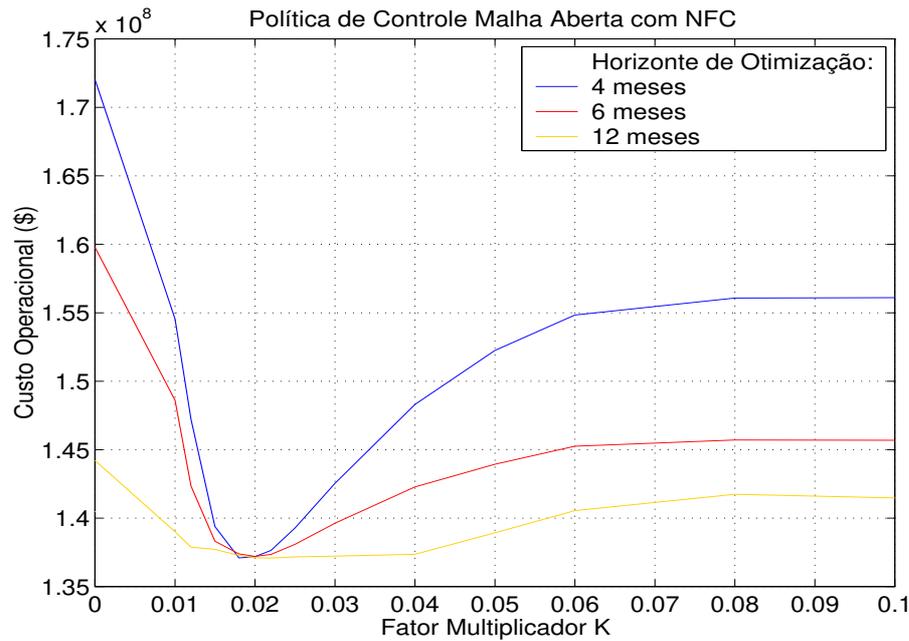


Figura 6.9: Custo Total de Operação \times Fator K .

Na política de malha aberta com NFC, a estocasticidade das vazões afluentes no problema é representada pela MLT do histórico de vazões. Desta forma, a eficiência do processo de representação da aleatoriedade do problema não depende do horizonte de otimização considerado, o qual, no entanto, pode interferir na flexibilidade do sistema na utilização dos recursos hidráulicos disponíveis ao longo do horizonte de planejamento.

De acordo com os resultados apresentados na figura 6.9, pode-se verificar que para K assumindo valores próximos a 0.02, os custos operacionais verificados nas simulações são próximos para os diferentes horizontes de otimização considerados. Com o aumento do valor de K , o custo operacional da solução torna-se estável, como pode ser verificado para valores de K acima de 0.08.

Para analisar a influência das condições de contorno 1 e 2 na política de controle malha aberta, simulações são realizadas com NFC e OLFC associados a esta política. Para o OLFC, o modelo PAR(1) e o modelo de RNN, apresentados no capítulo 5, são adotados na representação da estocasticidade do problema.

O desempenho das diferentes políticas de malha aberta é analisado em termos de valores médios e desvios padrões da geração hidroelétrica e do custo operacional obtidos ao longo do período de simulação. Os resultados são apresentados na tabela 6.6, referentes a política de malha aberta com NFC, e nas tabelas 6.7 e 6.8, no caso do OLFC associado ao modelo Periódico Auto-Regressivo de ordem 1 (PAR(1)) e o modelo de Rede Neural Nebulosa (RNN), respectivamente.

Tabela 6.6: Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com NFC.

Usina	Condição	Horizonte	Ger. Hid.	Desv. Pad.	Custo Op.	Desv. Pad.
	Contorno	Otimização	Média (\overline{MW})	Ger. Hid.	Médio (\$)	Custo Op.
Furnas	1	variável	722.62	237.45	4.3023×10^6	2.8825×10^6
	2	4 meses	717.79	203.00	4.2017×10^6	2.2022×10^6
		6 meses	718.75	205.90	4.2022×10^6	2.0853×10^6
		12 meses	720.55	210.28	4.1989×10^6	2.1169×10^6

Tabela 6.7: Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com OLFC (PAR(1)).

Usina	Condição	Horizonte	Ger. Hid.	Desv. Pad.	Custo Op.	Desv. Pad.
	Contorno	Otimização	Média (\overline{MW})	Ger. Hid.	Médio (\$)	Custo Op.
Furnas	1	variável	725.41	247.88	4.3212×10^6	3.0310×10^6
	2	4 meses	720.19	210.01	4.2023×10^6	2.1314×10^6
		6 meses	721.35	212.56	4.1991×10^6	2.1483×10^6
		12 meses	722.75	216.36	4.1988×10^6	2.1837×10^6

De uma forma geral, quando a condição de contorno 1 é considerada no modelo POSH, maiores valores de geração hidroelétrica média são verificados para as três políticas de controle malha aberta consideradas.

Para as políticas de malha aberta com NFC e OLFC (PAR(1)), menores desvios padrões e custos operacionais médios são associados a condição de contorno 2, embora

Tabela 6.8: Estatísticas das Simulações com a Política de Malha Aberta com OLFC (RNN).

Usina	Condição	Horizonte	Ger. Hid.	Desv. Pad.	Custo Op.	Desv. Pad.
	Contorno	Otimização	Média (\overline{MW})	Ger. Hid.	Médio (\$)	Custo Op.
Furnas	1	variável	740.78	218.99	3.9880×10^6	2.3960×10^6
	2	4 meses	726.47	205.14	4.0895×10^6	2.2315×10^6
		6 meses	729.24	209.62	4.0873×10^6	2.3106×10^6
		12 meses	729.06	197.56	4.0372×10^6	2.1284×10^6

menores médias de gerações hidroelétrica sejam verificadas neste caso. Nas duas políticas, as diferenças entre os custos operacionais médios é de aproximadamente 2.5% a favor da condição de contorno 2. Para esta condição de contorno, os custos operacionais verificados no NFC e OLFC (PAR(1)) são bastante similares, uma vez que a previsão de vazões vários passos à frente com o modelo PAR(1) tende para a média de longo termo do histórico de vazões.

No caso do OLFC associado ao modelo de RNN como previsor de vazões, a solução apresenta pequena variação em relação as condições de contorno consideradas, embora maior média de geração hidroelétrica tenha sido obtida com a condição de contorno 1. A diferença entre os custos operacionais médios neste caso é de aproximadamente 1%. Este comportamento pode ser justificado pelo fato do modelo de RNN utilizado apresentar resultados satisfatórios para previsão vários passos à frente (Ballini, 2000).

Os resultados obtidos mostram ainda que a política de controle malha aberta tende a manter níveis mais elevados de armazenamento no reservatório, ao longo do período de simulação, quando a condição de contorno 1 é associada ao modelo POSH. Para ilustrar esse comportamento, a figura 6.10 mostra a trajetória de volume útil da usina de Furnas nas simulações da política de malha aberta com NFC para as duas condições de contorno analisadas. No caso da condição de contorno 2, as trajetórias apresentadas consideram horizonte de otimização de 12 meses e fator multiplicador $K = 0.02$.

Manter níveis elevados de armazenamento nos reservatórios pode levar o sistema a maiores níveis de altura de queda, o que incrementa a produtividade da usina, melhorando a sua eficiência. Esta característica da condição de contorno 1 é importante sobretudo em períodos de planejamento caracterizados pela ocorrência de seqüências hidrológicas desfavoráveis, os mais importantes do planejamento, e por isso tem sido adotado neste trabalho nos demais estudos realizados com a política de controle de malha aberta.

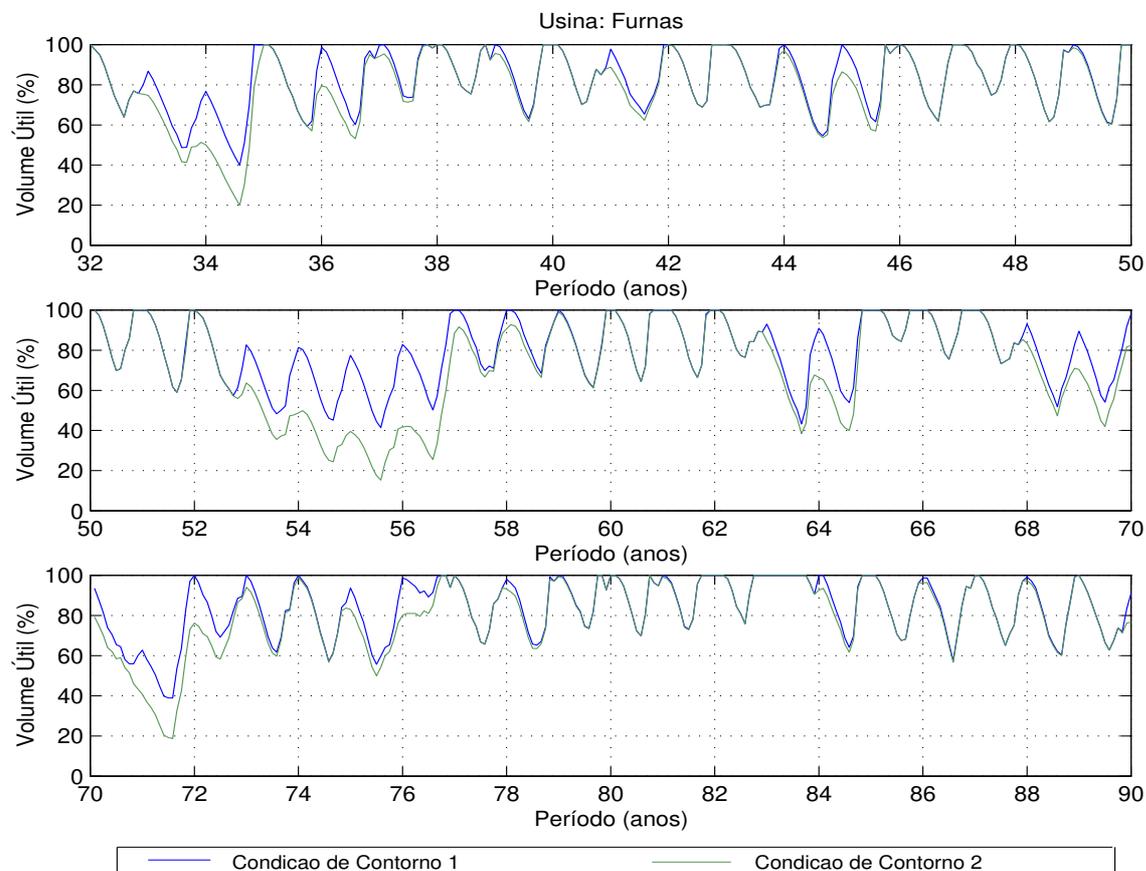


Figura 6.10: Trajetória de Volume da Usina de Furnas (NFC).

6.4 Estocasticidade na Política Malha Aberta: Cenário Único e Cenários Múltiplos

Na Análise de Cenários (AC), a estocasticidade do problema de planejamento energético é representada por um conjunto de possíveis, mas não necessariamente mais prováveis, seqüências de vazões afluentes futuras. É claro que o esforço computacional requerido neste tipo de abordagem é múltiplo do requerido nas demais políticas de malha aberta consideradas neste trabalho, onde uma única seqüência de vazão afluente é utilizada na representação da estocasticidade do sistema (cenário único).

A justificativa para se usar cenários na representação da estocasticidade de sistemas pode ser explicitamente baseada na hipótese de falibilidade dos modelos de previsão. Neste caso, supõe-se que as conseqüências da implantação de uma política baseada em otimização determinística possam ser desfavoráveis ao sistema, se um cenário muito diferente do previsto vier a ocorrer.

Esta seção apresenta uma comparação das políticas de controle malha aberta com cenário único e cenários múltiplos no problema de planejamento energético. O desempenho destas políticas operacionais é comparado através de simulação da operação isolada da usina de Furnas, sob dados históricos de vazão afluyente, no período de 1931 a 1990.

No caso da política de malha aberta com cenário único, o NFC e o OLFC são considerados. Neste último controle, o modelo PAR(1) e o modelo de RNN são utilizados como previsores na determinação do cenário único de vazão afluyente.

Na política de malha aberta com cenários múltiplos, a abordagem de imunização de cenários é considerada, onde o modelo coordenador adotado, de acordo com a notação simplificada apresentada na seção 4.5, é da forma:

$$\begin{aligned} \min_{x_1} \sum_{s \in S} p^s (x_1 - x_1^s)^2 \\ \text{s.a. : } \{x_1 \geq 0 \end{aligned} \quad (6.5)$$

onde, x_1^s representa a decisão ótima do problema determinístico de planejamento energético sob o cenário s , para o primeiro estágio do horizonte de otimização, e a restrição de não negatividade representa as restrições associadas as variáveis do problema.

O modelo coordenador (6.5) é um modelo bastante simplificado, o qual tem como objetivo encontrar uma solução para o primeiro estágio do horizonte de planejamento que se afaste o mínimo em relação as soluções obtidas sob os diversos cenários. A solução obtida neste caso é não antecipativa apenas para o primeiro estágio do horizonte de planejamento.

Os diferentes conjuntos de cenários considerados são apresentadas na tabela 6.9. O primeiro conjunto de cenários é formado por 60 anos de séries mensais de vazão afluyente histórica, sendo os vários cenários considerados equiprováveis. Cada série selecionada tem duração coincidente com o período de otimização da política de controle considerada.

No segundo conjunto, o algoritmo *Nearest-Neighbor Bootstrap* (NNB) é utilizado para a seleção de seqüências hidrológicas a partir de dados históricos, tal como apresentado na seção 5.5.2. Neste caso, 30 séries de seqüências históricas de vazão são selecionadas do conjunto de dados histórico disponível. No primeiro caso os vários cenários são equiprováveis

(Algoritmo NNB) e no segundo caso uma probabilidade de Kernel é associada a cada cenário (Algoritmo NNB (Kernel)).

Nas demais representações, o conjunto de cenários apresenta-se em estrutura de árvore, com o número de ramificações fixo em cada estágio. No primeiro caso (Múltiplas Previsões PAR(1)), os cenários são determinados com base em múltiplas previsões de vazões fornecidas pelo modelo PAR(1), de acordo com a metodologia apresentada na seção 5.5.3. No segundo caso (FDP Lognormal), os cenários são determinados a partir de regiões equiprováveis sob uma função densidade de probabilidade do tipo lognormal condicionada ajustada a dados históricos de vazão afluyente, de acordo com o procedimento apresentado na seção 5.5.4.

Tabela 6.9: Cenários Múltiplos

Representação Estocástica	Total de Cenários	No. de Ramificações	Probabilidade dos Cenários
Dados Históricos	60	-	$1/s$
Algoritmo NNB	30	-	$1/s$
Algoritmo NNB (Kernel)	30	-	$K(j(i))^*$
Múltiplas Previsões (PAR(1))	3^T	3	$1/s$
FDP Lognormal	3^T	3	$1/s$

* $K(j(i))$: probabilidade de Kernel associada ao sucessor do j -ésimo vizinho mais próximo $x_{j(i)}$.

• Estudo 1

Como primeiro estudo, as políticas de controle malha aberta consideram horizonte de otimização fixo em 4 meses. A idéia neste caso é favorecer a aplicação da AC onde o número de cenários cresce exponencialmente com o intervalo de estudo considerado (conjunto de cenários em estrutura de árvore). Neste estudo, a função de custo esperado futuro de operação é associada ao estado final de armazenamento do reservatório ($K = 0.02$), como condição de contorno ao modelo POSH. As estatísticas de média e desvio padrão das soluções obtidas nas simulações são apresentadas na tabela 6.10.

Para as simulações realizadas, o maior custo operacional é verificado para a abordagem de AC, onde os cenários são representados pelo conjunto de dados históricos. Em termos de geração hidrelétrica média, esta abordagem apresentou resultado próximos a política de malha aberta com NFC. No entanto, o maior desvio padrão da geração hidrelétrica verificado na AC, levou o sistema a um maior custo operacional. Isso mostra

Tabela 6.10: Estatísticas das Simulações com Cenário Único e Cenários Múltiplos.

Política de Controle	Modelo Estocástico	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	Desvio Padrão Ger. Hid.	Custo Op. Médio (\$)	Desvio Padrão Custo Op.
NFC	MLT	717.79	203.00	4.2017×10^6	2.0788×10^6
OLFC	PAR(1)	720.19	210.00	4.2023×10^6	2.1314×10^6
OLFC	RNN	726.47	205.14	4.0895×10^6	2.2315×10^6
AC	Dados Históricos	716.09	231.40	4.3546×10^6	2.6862×10^6
AC	Algoritmo NNB	719.39	208.69	4.2064×10^6	2.2021×10^6
AC	Algoritmo NNB (Kernel)	720.22	207.29	4.1897×10^6	2.1963×10^6
AC	Múltiplas Previsões (PAR(1))	717.69	199.27	4.1870×10^6	2.1168×10^6
AC	FDP Lognormal	717.32	205.97	4.2207×10^6	2.2431×10^6

que a otimização determinística considerando a média mensal das vazões históricas (política NFC) pode oferecer uma política de decisão de melhor desempenho do que a política obtida considerando-se como decisão a média das soluções determinísticas obtidas sob o histórico (política AC com dados históricos). A diferença entre os custos operacionais médios neste caso é de aproximadamente 3.6 %.

Ainda em relação a AC baseada em dados históricos, as simulações onde os cenários são selecionados de acordo com o algoritmo NNB apresentam melhores resultados comparados com a AC que considera todo o conjunto histórico, tanto em relação a maior geração hidroelétrica média como o menor custo operacional. No entanto, apenas no caso onde a probabilidade de Kernel é considerada, a AC apresentou desempenho similar à política de controle NFC. Neste caso, a diferença entre os custos operacionais médios verificados é de aproximadamente 0.3%.

A AC baseada em múltiplas previsões com o modelo PAR(1) apresentou desempenho bastante similar a política de malha aberta com cenário único baseado no mesmo modelo (OLFC e PAR(1)), embora menor geração hidroelétrica média tenha sido verificada com a AC. Vale observar que no caso particular de se considerar o horizonte de otimização de 4 meses, na AC a decisão em cada mês de simulação exige a solução de 81 problemas de otimização determinísticos e um modelo coordenador. O esforço computacional requerido neste caso não é compensado pelo ganho de 0.4% da AC em relação a OLFC (PAR(1)).

Entre as políticas de malha aberta com cenários múltiplos, a que considera o conjunto de cenários formada a partir da função densidade de probabilidade lognormal

(FDP Lognormal) apresentou o segundo maior custo operacional médio em relação as demais políticas de malha aberta simuladas.

Entre todas as políticas de controle malha aberta simuladas, o menor custo operacional médio foi verificado para a política de malha aberta com OLFC associado ao modelo de RNN como previsor de vazões. Esta política de controle forneceu, ainda, a maior geração hidroelétrica média no período simulado. Estes resultados indicam a considerável influência que o previsor de vazões exerce na otimização determinística do problema de planejamento energético.

• Estudo 2

Como segundo estudo, o horizonte de otimização nas políticas de malha aberta é considerado variável, sendo o mês final sempre o mês de abril, onde o objetivo é manter o reservatório cheio. Neste caso, a AC não considera os múltiplos cenários em estrutura de árvore, devido a dimensão do problema resultante com o aumento do horizonte de otimização. A tabela 6.11 mostra as estatísticas das soluções obtidas neste caso.

Tabela 6.11: Estatísticas das Simulações com Cenário Único e Cenários Múltiplos não Ramificados.

Política de Controle	Modelo Estocástico	Ger. Hid.	Desvio Padrão	Custo Op.	Desvio Padrão
		Média (\overline{MW})	Ger. Hid.	Médio (\$)	Custo Op.
NFC	MLT	722.62	237.45	4.3023×10^6	2.8825×10^6
OLFC	PAR(1)	725.41	247.88	4.3212×10^6	3.0310×10^6
OLFC	RNN	740.78	218.99	3.9880×10^6	2.3960×10^6
AC	Dados Históricos	722.21	231.37	4.2772×10^6	2.7821×10^6
AC	Algoritmo NNB	723.93	235.57	4.2774×10^6	2.8518×10^6
AC	Algoritmo NNB (Kernel)	723.72	239.89	4.3009×10^6	2.9465×10^6

De acordo com os resultados apresentados, pode-se verificar um desempenho bastante similar das políticas de malha aberta com múltiplos cenários e as políticas de malha aberta com NFC e OLFC associada ao modelo PAR(1). As diferenças entre os custos operacionais médios verificados para estas políticas operativas são inferiores a 1%.

De forma análoga ao estudo 1, a política de controle malha aberta com OLFC associado ao modelo de RNN apresentou o melhor desempenho entre as políticas operativas

simuladas, tanto em relação a maior geração hidroelétrica média no período simulado, assim como, o menor custo operacional médio.

Os resultados obtidos sugerem que para o problema particular de planejamento energético abordado neste trabalho, a utilização de cenários múltiplos na representação da estocasticidade das vazões, em geral, não oferece benefícios significativos ao sistema, já que resultados similares e até melhores podem ser obtidos com a política de controle malha aberta baseada em uma única representação da estocasticidade das vazões.

O esforço computacional exigido pela abordagem de cenários múltiplos, pode torná-la inviável para determinadas condições de contorno e horizontes de otimização associados ao modelo determinístico da política de malha aberta, assim como para a otimização de sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas. Neste caso, uma alternativa pode ser a implementação em paralelo desta abordagem. Os resultados obtidos com a análise de cenários não incentivaram a implementação e utilização, neste trabalho, de abordagens não antecipativas em estágios futuros, tal como apresentadas no apêndice A.

6.5 Comparação entre Políticas de Controle Malha Fechada e Malha Aberta

Esta seção apresenta uma análise comparativa entre as políticas de controle malha aberta e malha fechada no planejamento energético da operação de sistemas de potência. A comparação entre as abordagens é feita através de simulações da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro.

No caso da política de malha aberta, serão considerados o NFC e o OLFC. Neste caso, a condição de contorno associada ao modelo POSH irá tentar manter os reservatórios do sistema tão cheio quanto possível no início do período seco do sistema. Desta forma, o horizonte de otimização considerado é variável, com final sempre no mês de abril.

Como primeiro estudo, as diferentes políticas são analisadas na operação de sistemas constituídos por uma única usina hidroelétrica. Neste caso, a política de controle malha fechada não requer a representação agregada do sistema hidroelétrico, necessária no caso de sistemas com múltiplos reservatórios. A idéia principal, portanto, é analisar a eficiência das diferentes políticas de controle no tratamento da estocasticidade das vazões afluentes no problema de planejamento energético.

Os demais estudos referem-se a comparação das políticas de controle malha fechada e malha aberta em sistemas constituídos por mais de uma usina hidroelétrica em cascata. Neste caso, além da eficiência das diferentes políticas de controle no tratamento da

estocasticidade do problema, também é analisado o quanto a representação individualizada do sistema hidroelétrico pode favorecer o desempenho das mesmas.

Como critério de comparação, a solução determinística do problema de planejamento energético, assumindo-se que as vazões são perfeitamente conhecidas ao longo do período de simulação, é também considerada (solução ótima).

As estatísticas de interesse nas simulações e na otimização determinística do sistema são os valores médios e os desvios padrões da geração hidroelétrica e custo operacional ao longo do período de planejamento.

6.5.1 Uma Usina Hidroelétrica Isolada

Para analisar o desempenho das políticas de controle malha fechada e aberta na operação de sistemas constituídos de um único reservatório, foram selecionadas a operação isolada das usinas hidroelétricas de Furnas, localizada no rio Grande, Emborcação, no rio Paranaíba e Sobradinho, no rio São Francisco.

Dois diferentes cenários, em termos de seqüência de vazões afluente, são simulados. O primeiro corresponde a 1000 anos de séries sintéticas geradas pelo modelo PAR(1), e o segundo corresponde a 60 anos de dados históricos entre 1931 a 1990. Nas tabelas 6.12, 6.13 e 6.14 são apresentados a média e o desvio padrão das séries histórica e sintética para as usinas hidroelétricas de Furnas, Emborcação e Sobradinho, respectivamente.

Três políticas de controle são consideradas nas simulações. A primeira corresponde a política de controle malha fechada onde o modelo PAR(1) é utilizado para fornecer as funções densidade de probabilidade das vazões afluentes. A segunda corresponde a política de malha aberta com OLFC adotando o mesmo modelo PAR(1) para a previsão de vazões e a terceira corresponde a política de malha aberta com OLFC adotando o modelo de RNN como previsor de vazões.

Os resultados obtidos nas simulações e na otimização determinística sob os cenários de vazão afluente sintético e histórico para as usinas de Furnas, Emborcação e Sobradinho são apresentados nas tabelas 6.15, 6.16 e 6.17, respectivamente.

Tabela 6.12: Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Furnas.

Meses	Série Histórica		Série Sintética	
	Média (m^3/s)	Desvio Padrão	Média (m^3/s)	Desvio Padrão
janeiro	1719.3	682.23	1783.0	659.99
fevereiro	1669.2	355.66	1729.5	655.51
março	1518.0	640.58	1577.3	602.36
abril	1019.6	355.66	1057.3	339.12
maio	743.5	236.95	771.9	224.71
junho	623.0	276.32	657.0	258.95
julho	515.5	163.39	535.4	154.78
agosto	431.2	133.92	446.9	128.15
setembro	447.4	249.97	480.7	237.72
outubro	532.4	240.17	558.1	234.35
novembro	747.8	311.71	771.0	305.86
dezembro	1268.2	495.31	1302.3	489.74

Tabela 6.13: Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Emborcação.

Meses	Série Histórica		Série Sintética	
	Média (m^3/s)	Desvio Padrão	Média (m^3/s)	Desvio Padrão
janeiro	885.9	345.93	906.2	318.41
fevereiro	907.0	409.64	927.4	371.95
março	845.6	360.44	859.9	344.21
abril	625.7	234.73	639.7	223.33
maio	403.2	124.30	407.4	119.57
junho	308.8	91.82	310.7	90.54
julho	244.1	70.28	246.0	70.13
agosto	189.8	56.75	191.3	56.61
setembro	161.8	49.51	164.5	49.42
outubro	206.9	67.36	213.1	66.98
novembro	356.7	164.52	376.1	157.47
dezembro	655.0	308.10	670.7	297.45

Tabela 6.14: Média e Desvio Padrão para as Séries de Vazões de Sobradinho.

Meses	Série Histórica		Série Sintética	
	Média (m^3/s)	Desvio Padrão	Média (m^3/s)	Desvio Padrão
janeiro	4858.9	1418.9	4977.2	1331.2
fevereiro	5174.5	2045.4	5323.2	1915.8
março	4937.5	2517.1	5164.0	2349.3
abril	3973.1	1772.9	4123.2	1695.1
maio	2485.2	1218.4	2572.4	1211.4
junho	1697.5	554.7	1733.7	541.3
julho	1401.6	381.0	1426.8	372.0
agosto	1201.5	296.8	1220.8	289.8
setembro	1063.2	261.7	1083.1	252.7
outubro	1179.0	296.1	1203.4	292.7
novembro	1909.2	662.2	1968.1	648.9
dezembro	3477.9	1222.8	3553.4	1177.1

Tabela 6.15: Estatísticas das Simulações para a Usina de Furnas.

Cenário	Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Sintético	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	773.96	757.00	758.06	769.98
	Desvio Padrão Ger. Hid.	148.72	201.94	255.47	250.65
	Custo Op. Médio (\$)	3.3211×10^6	3.7175×10^6	3.9660×10^6	3.8006×10^6
	Desvio Padrão Custo Op.	1.7167×10^6	2.1040×10^6	3.1371×10^6	3.1952×10^6
Histórico	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	743.02	720.74	725.41	740.78
	Desvio Padrão Ger. Hid.	173.97	199.95	248.91	158.67
	Custo Op. Médio (\$)	3.7725×10^6	4.1514×10^6	4.3253×10^6	3.9880×10^6
	Desv. Padr. Custo Op.	1.9137×10^6	2.1942×10^6	3.0426×10^6	2.3960×10^6

Tabela 6.16: Estatísticas das Simulações para a Usina de Emborcação.

Cenário	Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Sintético	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	575.43	566.36	568.42	574.20
	Desvio Padrão Ger. Hid.	117.29	180.77	212.98	198.88
	Custo Op. Médio (\$)	4.1984×10^6	4.5201×10^6	4.6277×10^6	4.4894×10^6
	Desvio Padrão Custo Op.	1.5308×10^6	1.9445×10^6	2.5349×10^6	2.4873×10^6
Histórico	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	568.46	548.35	559.39	562.85
	Desvio Padrão Ger. Hid.	112.66	180.45	229.59	178.42
	Custo Op. Médio (\$)	4.2789×10^6	4.7621×10^6	4.8263×10^6	4.5575×10^6
	Desvio Padrão Custo Op.	1.4542×10^6	1.97427×10^6	2.7781×10^6	2.2524×10^6

Tabela 6.17: Estatísticas das Simulações para a Usina de Sobradinho.

Cenário	Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Sintético	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	770.96	727.29	728.40	749.70
	Desvio Padrão Ger. Hid.	169.60	189.72	214.73	195.38
	Custo Op. Médio (\$)	1.1364×10^6	1.4935×10^6	1.5937×10^6	1.3680×10^6
	Desvio Padrão Custo Op.	1.0133×10^6	1.3411×10^6	1.6904×10^6	1.4442×10^6
Histórico	Ger. Hid. Média (\overline{MW})	732.99	709.69	721.36	732.52
	Desvio Padrão Ger. Hid.	184.55	181.67	198.30	197.70
	Custo Op. Médio (\$)	1.4335×10^6	1.5856×10^6	1.5696×10^6	1.4902×10^6
	Desvio Padrão Custo Op.	1.2739×10^6	1.2794×10^6	1.4596×10^6	1.4103×10^6

Os resultados apresentados mostram que maiores gerações hidroelétricas médias são obtidas com o uso da política de controle malha aberta em todas as simulações realizadas para as três usinas hidroelétricas consideradas.

No OLFC com o modelo PAR(1), no entanto, o desvio padrão verificado também é alto, o que indica maiores flutuações na geração hidroelétrica. Desde que o custo operacional é convexo e crescente, estas flutuações provocam aumento de custo os quais, não sendo compensados pela maior geração hidroelétrica média, levam o sistema a um custo

operacional mais elevado.

A comparação das políticas no cenário sintético gerado pelo modelo PAR(1) tem como objetivo analisar a eficiência dos controles em malha fechada e malha aberta (caso particular do OLFC baseado no modelo PAR(1)) sob condições ideais, quando ambas abordagens tem a mesma, e exata, interpretação do comportamento estocástico das vazões.

No cenário sintético, a política de controle malha fechada mostrou-se mais eficiente para o caso da usina de Furnas. No entanto, a eficiência da malha fechada diminuiu para a usina de Emborcação e, mais ainda, para a usina de Sobradinho.

No caso da série histórica, quando as duas políticas de controle utilizam-se da mesma representação do comportamento estocástico das vazões, ou seja, o modelo PAR(1), as duas políticas apresentam desempenho equivalente. As políticas de malha fechada e de malha aberta baseadas no modelo PAR(1) foram equivalente para as usinas de Emborcação e Sobradinho (diferenças menores que 1%), enquanto que para a usina de Furnas a política de malha fechada foi mais eficiente (aproximadamente 4%).

O desempenho superior da política de malha fechada no caso da série sintética confirma a otimalidade desta política quando o processo estocástico das vazões é exatamente representado pelo modelo PAR(1). No caso real, no entanto, quando as vazões afluentes se comportam como nos registros históricos, os resultados indicando que o processo estocástico das vazões não é adequadamente representado pelo modelo PAR(1).

Se modelos mais eficientes que o modelo PAR(1) são utilizados como previsores de vazão, como é o caso do OLFC associado ao modelo de RNN, o desempenho da política de malha aberta supera o da política de malha fechada, pois a política de malha fechada é limitada a modelos periódicos auto-regressivos e a “maldição da dimensionalidade” não permite o uso de modelos de ordem superior.

As figuras 6.11 e 6.12 mostram as trajetórias de volume da usina hidroelétrica de Furnas, obtidas pelas diferentes políticas de controle analisadas, nas décadas de 50 e 80, respectivamente, do período histórico simulado, sendo o mês inicial de operação o mês de maio. A década de 50 foi selecionada por conter o período crítico do sistema enquanto a década de 80 por ser um período de vazões afluentes bastante favoráveis. Os dados de hidrologia referentes a estas décadas são apresentados nas figuras 6.11 e 6.12, respectivamente.

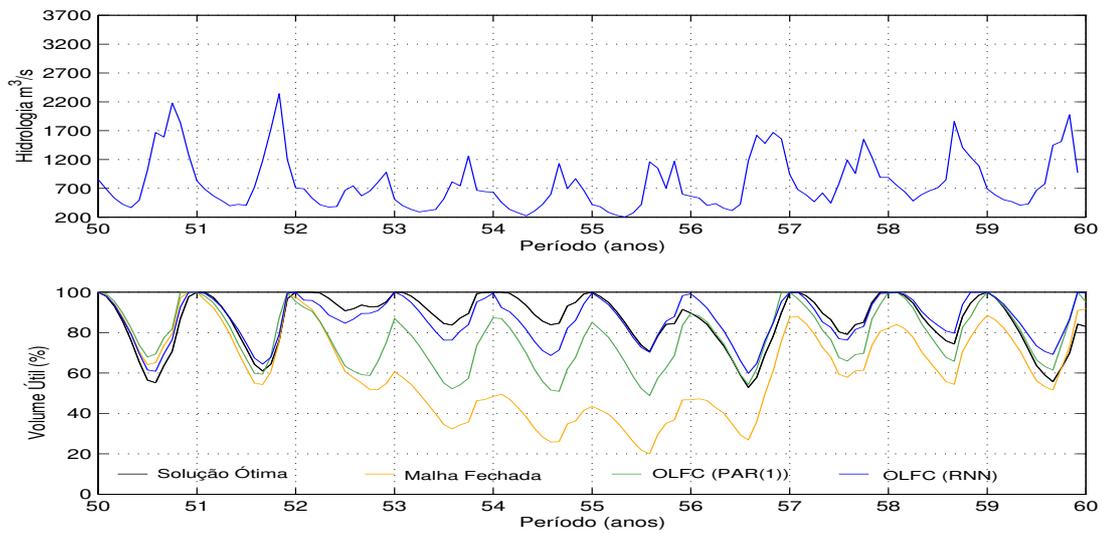


Figura 6.11: Trajetórias de Hidrologia e Volume Útil de Furnas (1950-1960).

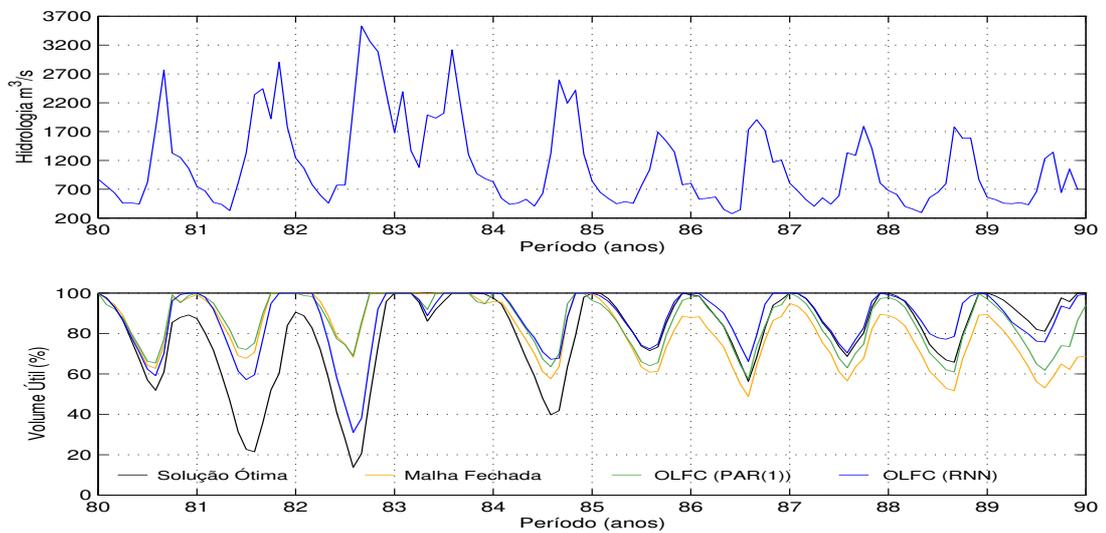


Figura 6.12: Trajetórias de Hidrologia e Volume Útil de Furnas (1980-1990).

De acordo com as trajetórias de volume apresentadas, pode-se notar que nos anos com vazões afluentes médias, tal como 1950/1951, 1959/1960 e o período de 1985 a 1990, a diferença entre as políticas de controle simuladas são reduzidas, em contraste com a grande diferença verificada no período crítico de 1952 a 1956, quando a disponibilidade de água foi escassa e o OLFC foi superior, em especial quando o modelo de RNN é usado como previsor de vazões.

A diferença de comportamento das políticas de controle no período crítico pode ser explicado pelo fato de que embora as afluições sejam críticas e os previsores, em especial o modelo PAR(1), não possam corretamente estimá-las nas políticas de controle malha fechada e aberta, a condição de contorno considerada na política de malha aberta é responsável por manter níveis mais elevados de armazenamento no reservatório e, desta forma, conduzindo a mais elevados valores de altura líquida, o que aumenta a produtividade da usina e, portanto, melhora sua eficiência. Esta é uma importante característica da política de controle malha aberta, pois os períodos secos são aqueles de mais elevados custos operacionais, riscos de cortes e, portanto, os mais importantes do período de planejamento.

Em períodos caracterizados por vazões afluentes favoráveis, como o período de 1980 a 1985, as políticas de controle baseadas no modelo PAR(1) mantêm níveis mais elevados de armazenamento, já que o modelo PAR(1) não pode corretamente prever o período hidrológico simulado. Um comportamento diferente é verificado para o OLFC baseado no modelo de RNN, que por obter uma melhor estimativa da disponibilidade de água neste período, tem o reservatório deplecionado. Este contraste da solução fica evidente no período de 1981 a 1983, onde se verifica a maior cheia do histórico de vazões da usina hidroelétrica de Furnas.

A condição de contorno da política de malha aberta associada ao bom desempenho do modelo de RNN utilizado na previsão de vazões, faz com que o OLFC se aproxime da solução ótima determinística do problema para períodos hidrológicos com características distintas, como pode ser verificado nas figuras 6.11 e 6.12.

6.5.2 Usinas Hidroelétricas em Cascata

Para analisar o desempenho das políticas de controle malha fechada e malha aberta na operação de sistemas constituídos por mais de um reservatório, foram selecionadas, inicialmente, a operação das seguintes usinas hidroelétricas em cascata: (1) Furnas e Marimbondo, com capacidade total instalada de 2800MW, (2) Emborcação e Itumbiara, com capacidade de 3472 MW, (3) Sobradinho e Itaparica, 2550 MW e (4) Furnas, Marimbondo e Água Vermelha, com capacidade total instalada de 4180 MW.

A análise de desempenho das políticas operativas é feita através de simulação sob dados do histórico de vazões afluente entre 1931 a 1990. Nas simulações são consideradas política de controle malha fechada, política de malha aberta com NFC e política de malha aberta com OLFC baseada no modelo PAR(1) e no modelo de RNN como previsor de vazões. No caso da política de controle malha fechada, um ME é considerado. A regra de operação linear é adotada neste caso, a qual supõe que os reservatórios do sistema operam no mesmo nível de armazenamento.

As estatísticas de média e desvio padrão da geração hidroelétrica e custo operacional obtidos nas simulações realizadas são apresentados nas tabelas 6.18 a 6.21 para os sistemas constituídos pelas usinas hidroelétricas selecionadas.

Tabela 6.18: Estatísticas das Simulações com o Sistema Furnas e Marimbondo.

Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	NFC	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Ger. Hid. Média (\overline{MW})	1704.3	1580.8	1651.6	1656.8	1689.8
Desvio Padrão Ger. Hid.	361.30	447.68	472.20	504.43	444.74
Custo Op. Médio (\$)	1.4185×10^7	1.7976×10^7	1.6430×10^7	1.6638×10^7	1.5240×10^7
Desvio Padrão Custo Op.	0.7716×10^7	1.1300×10^7	1.1939×10^7	1.3085×10^7	1.0743×10^7

Tabela 6.19: Estatísticas das Simulações com o Sistema Emboração e Itumbiara.

Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	NFC	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Ger. Hid. Média (\overline{MW})	1671.8	1596.7	1642.5	1649.2	1671.6
Desvio Padrão Ger. Hid.	372.37	516.02	577.83	562.63	484.36
Custo Op. Médio (\$)	3.6016×10^7	4.0314×10^7	3.9228×10^7	3.8783×10^7	3.7046×10^7
Desvio Padrão Custo Op.	1.3691×10^7	1.7471×10^7	2.0067×10^7	1.9220×10^7	1.8436×10^7

De uma forma geral, a política de controle malha aberta mostrou-se superior a política de malha fechada em todas as simulações realizadas, oferecendo maiores gerações hidroelétricas médias e menores custos operacionais. Em geral, as soluções das políticas de malha fechada apresentam menores desvios padrões, o que caracteriza uma tendência de geração mais constante ao longo do período de planejamento, levando o sistema a menores custos operacionais.

Entre as políticas de malha aberta simuladas, em geral, o NFC apresentou o

Tabela 6.20: Estatísticas das Simulações com o Sistema Sobradinho e Itaparica.

Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	NFC	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Ger. Hid. Média (\overline{MW})	1973.0	1837.4	1785.5	1894.6	1936.1
Desvio Padrão Ger. Hid.	352.09	582.21	444.88	449.95	449.82
Custo Op. Médio (\$)	4.8679×10^6	8.3820×10^6	8.3351×10^6	6.7334×10^6	6.1703×10^6
Desvio Padrão Custo Op.	4.19966×10^6	10.3110×10^6	6.7604×10^6	7.8485×10^6	7.9680×10^6

Tabela 6.21: Estatísticas das Simulações com o Sistema Furnas, Marimbondo e Água Vermelha.

Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	NFC	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Ger. Hid. Média (\overline{MW})	2840.2	2639.3	2726.5	2726.2	2776.6
Desvio Padrão Ger. Hid.	553.67	658.58	680.01	707.62	661.51
Custo Op. Médio (\$)	2.2394×10^7	2.9917×10^7	2.7439×10^7	2.7855×10^7	2.5650×10^7
Desvio Padrão Custo Op.	1.5006×10^7	2.3343×10^7	2.5124×10^7	2.6221×10^7	2.2200×10^7

pior desempenho, devido a representação estocástica adotada por este tipo de controle. No entanto, no caso do sistema formado pelas usinas de Furnas e Marimbondo, e do sistema Furnas, Marimbondo e Água Vermelha, o desempenho desta política de controle foi muito similar ao OLFC com o modelo PAR(1). Para estes mesmos sistemas, o NFC apresentou desempenho superior a política de malha fechada, com diferenças de aproximadamente 8%.

Na situação onde as políticas de malha fechada e malha aberta são baseadas no modelo PAR(1), as diferenças a favor da malha aberta são de aproximadamente 3.7% para o sistema formado pelas usinas de Emborcação e Itumbiara, aproximadamente 7% para o sistema formado pelas usinas de Furnas e Marimbondo e para o sistema Furnas, Marimbondo e Água Vermelha, chegando a 20% no caso do sistema formado pelas usinas de Sobradinho e Itaparica.

No caso da política de malha aberta com o modelo de RNN, as diferenças são ainda mais significativas a favor da política de malha aberta, sendo de aproximadamente 8% para o sistema formado por Emborcação e Itumbiara, aproximadamente 15% para os sistemas Furnas e Marimbondo e também Furnas, Marimbondo e Água Vermelha, chegando a 26% no caso do sistema Sobradinho e Itaparica.

Pode-se notar que entre os sistemas hidroelétricos simulados, a diferença de comportamento entre as políticas operativas é menor para o sistema formado pelas usinas de Emborcação e Itumbiara, embora a diferença neste caso seja ainda muito significativa. Este sistema possui usinas com reservatórios de igual capacidade de armazenamento (volume útil), sendo que Itumbiara apresenta aproximadamente 2/3 da capacidade instalada total do sistema.

As diferenças aumentam para o sistema formado pelas usinas localizadas no rio Grande. No sistema formado pelas usinas de Furnas e Marimbondo, a usina de montante, Furnas, tem praticamente o dobro de capacidade de armazenamento da usina a jusante, Marimbondo. O mesmo ocorre quando a usina de Água Vermelha é adicionada a este sistema. Esta configuração favorece a regularização da cascata pelo reservatório de montante.

No caso do sistema formado pelas usinas de Sobradinho e Itaparica, são verificadas as maiores diferenças entre as políticas de controle simuladas. Neste sistema a usina de montante, Sobradinho, possui capacidade de armazenamento aproximadamente 7 vezes maior do que a usina de jusante, Itaparica. Esta configuração favorece que a regularização da cascata seja realizada pela usina de Sobradinho.

Estudos mostram que na operação energética otimizada de sistemas hidroelétricos, o comportamento dos reservatórios na cascata depende de sua localização (Soares e Carneiro, 1991). Para ilustrar o comportamento de regularização dos reservatórios, a figura 6.13 mostra as trajetórias ótimas de volume das usinas de Furnas e Marimbondo sob dados históricos de vazão no período de maio de 1950 a maio de 1960 (figura 6.14), selecionado do período histórico de estudo. De acordo com a figura 6.13, a usina de Furnas é responsável por regularizar as vazões do sistema, enquanto a usina de Marimbondo opera praticamente como uma usina a fio d'água.

Para ilustrar o comportamento das diferentes políticas de controle analisadas, as figuras 6.15 a 6.18 apresentam as trajetórias de volume das usinas hidroelétricas de Furnas e Marimbondo no período de maio de 1950 a maio de 1960, referentes as simulações com as políticas de controle malha fechada, política de malha aberta com NFC e políticas de malha aberta com OLFC e o modelo PAR(1) e RNN, respectivamente.

Como pode ser observado na figura 6.15, a regra de operação linear, associada a política de controle malha fechada, supõe a operação dos reservatórios no mesmo percentual de armazenamento, enchendo e esvaziando paralelamente, não levando em consideração a importância da localização do reservatório na cascata, na regularização do sistema. De fato, estudos têm mostrado que a regra linear subestima a capacidade de geração do sistema, resultando em operação não otimizada e em vertimentos desnecessários (Cruz Jr. e Soares, 1996).

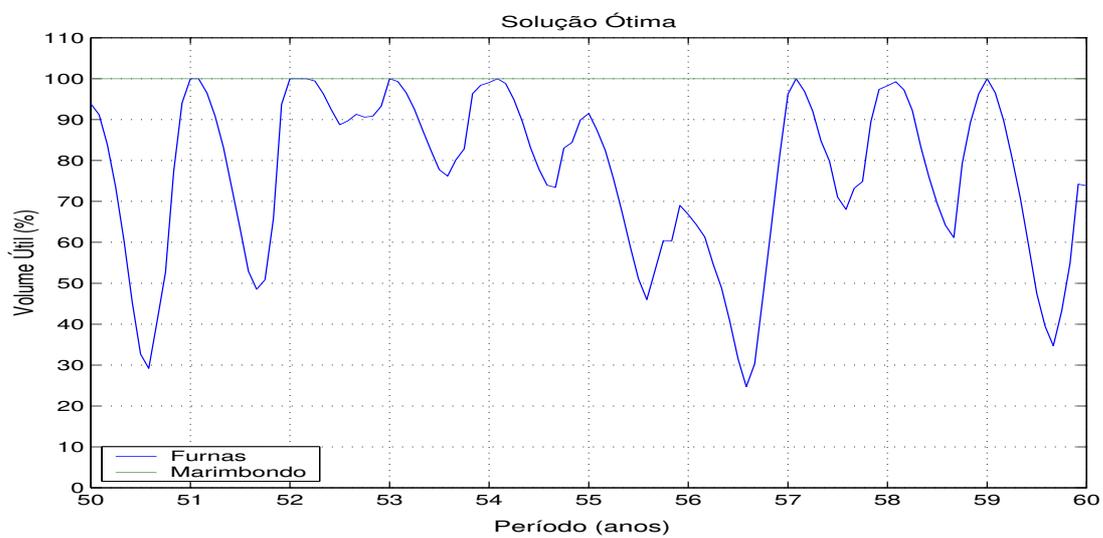


Figura 6.13: Trajetórias Ótima de Volume (1950-1960).

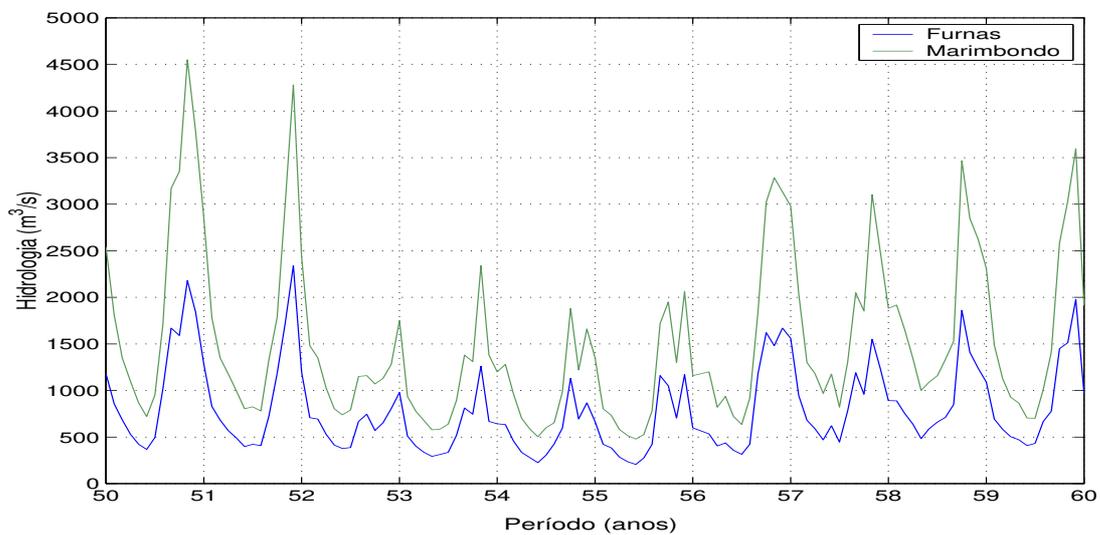


Figura 6.14: Hidrologia das Usinas de Furnas e Marimbondo (1950-1960).

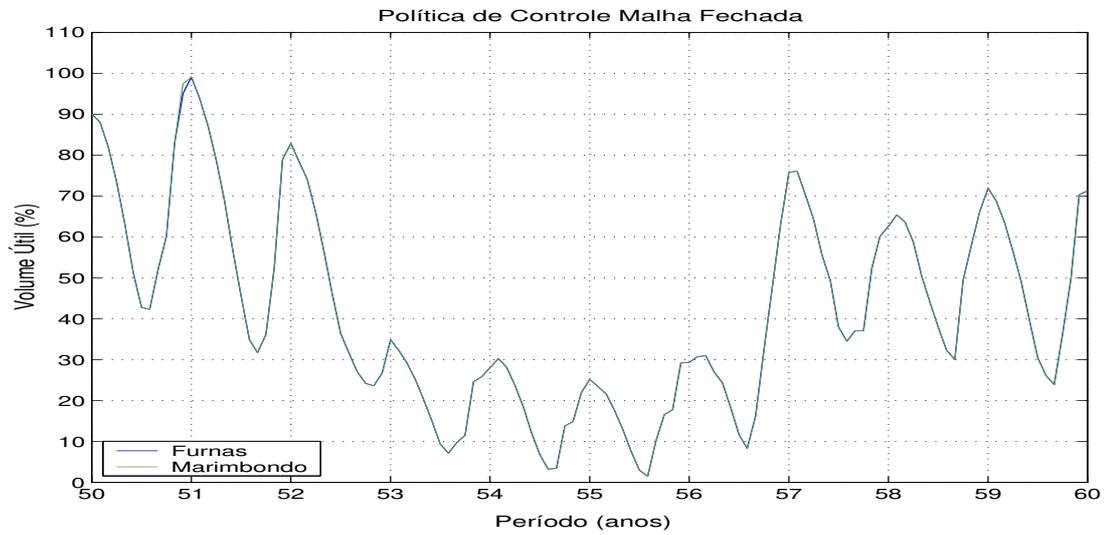


Figura 6.15: Trajetórias da Política de Malha Fechada (1950-1960).

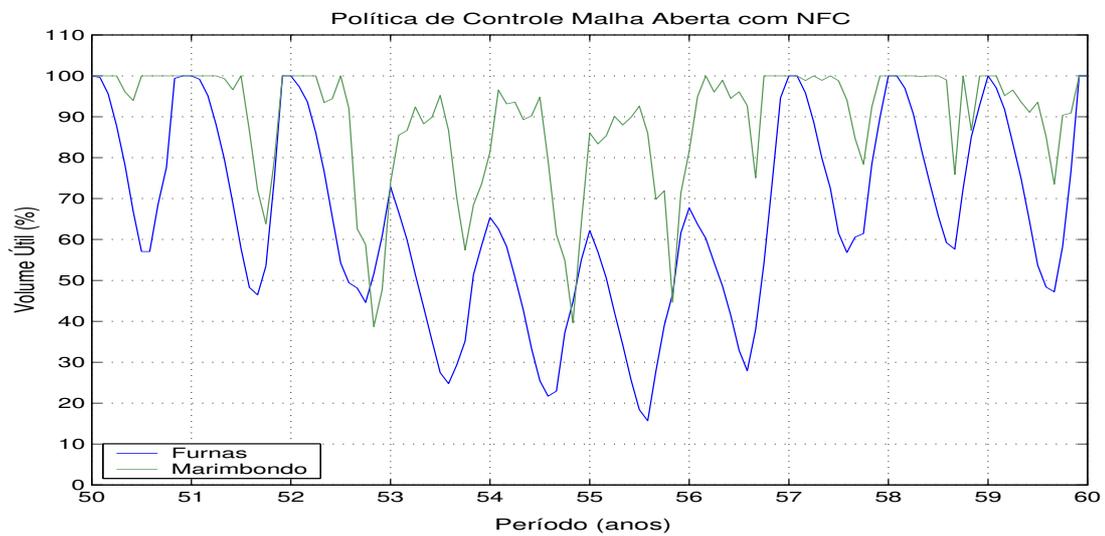


Figura 6.16: Trajetórias da Política de Malha Aberta com NFC (1950-1960).

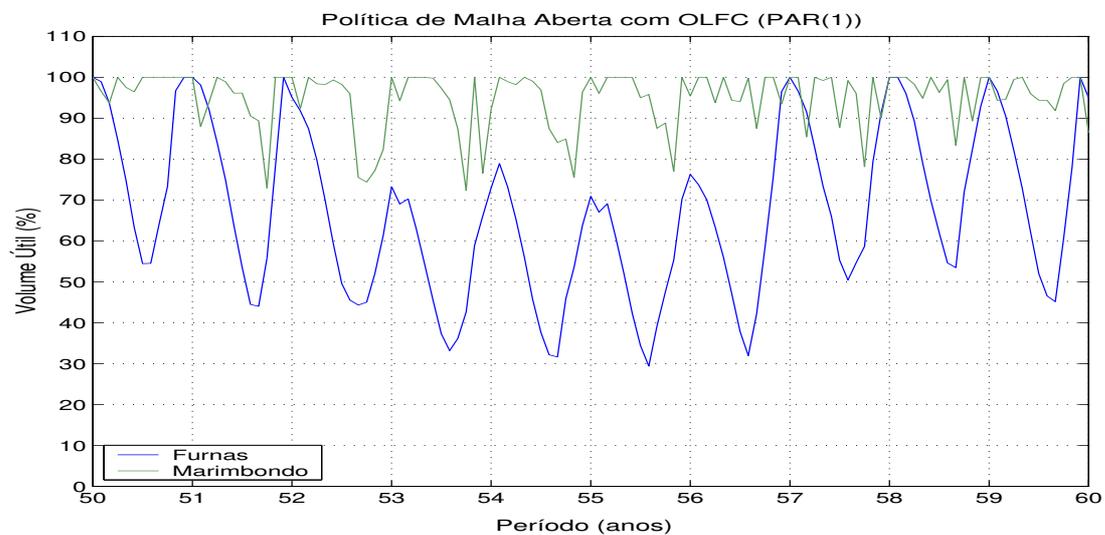


Figura 6.17: Trajetórias da Política de Malha Aberta com OLFC (PAR(1)) (1950-1960).

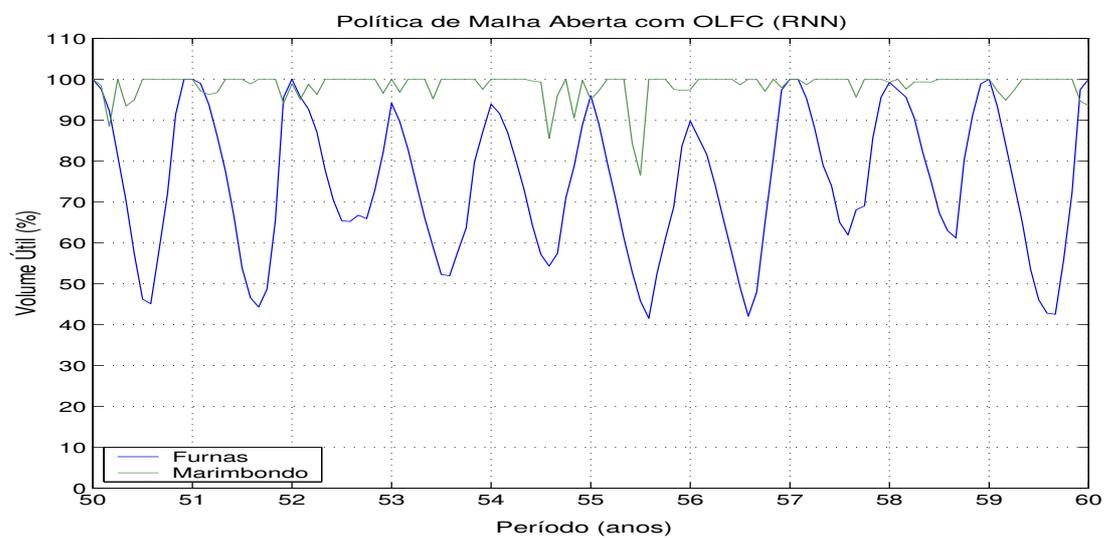


Figura 6.18: Trajetórias da Política de Malha Aberta com OLFC (RNN) (1950-1960).

De forma diferente, nas trajetórias de volume referentes às políticas de malha aberta, a usina de Furnas é responsável pela regularização da cascata. Neste caso, são obtidos ganhos significativos em relação as alturas de queda das usinas hidroelétricas no sistema e, conseqüentemente, maior eficiência no processo de geração. Os resultados apresentados evidenciam ainda a importância do modelo de previsão associado a política de malha aberta. A política de malha aberta com OLFC baseado no modelo RNN apresentou a solução mais próxima da solução ótima do problema.

Outro estudo realizado refere-se a comparação entre as políticas de controle malha fechada e malha aberta na operação do sistema formado pela cascata do Rio Grande, com capacidade total instalada de 7188MW, sendo formada por 10 usinas hidroelétricas, 5 destas com reservatórios de acumulação. As estatísticas obtidas nas simulações são apresentadas na tabela 6.22.

Tabela 6.22: Estatísticas das Simulações com a Cascata do Rio Grande.

Estatísticas	Solução Ótima	Malha Fechada	NFC	OLFC (PAR(1))	OLFC (RNN)
Ger. Hid. Média (\overline{MW})	4858.7	4562.0	4667.0	4670.7	4726.5
Desvio Padrão Ger. Hid.	875.03	1077.80	1157.40	1219.40	1166.50
Custo Op. Médio (\$)	6.5975×10^7	8.5862×10^7	8.1990×10^7	8.3365×10^7	7.9060×10^7
Desvio Padrão Custo Op.	3.9153×10^7	6.9468×10^7	7.2450×10^7	7.6964×10^7	7.0584×10^7

Os resultados obtidos mostram que mais uma vez maiores médias de geração hidroelétrica são associados as políticas de controle malha aberta. Neste caso, o ganho a favor do controle malha aberta foi da ordem de 3%, no caso do OLFC baseado no modelo PAR(1), da ordem de 4.5% no caso do NFC e de 8% no caso do OLFC associado ao modelo de RNN.

Embora a superioridade da política de controle malha aberta em relação ao controle em malha fechada tenha sido mais expressiva na operação de usinas com reservatórios de acumulação, os resultados obtidos com a cascata do Rio Grande mostram ganhos significativos associados a política de controle malha aberta.

6.6 Resumo

A principal ênfase deste capítulo foi a comparação entre as políticas de controle malha fechada e malha aberta no problema de planejamento energético da operação de

sistemas hidroelétricos de geração de energia elétrica.

Alguns aspectos associados a política de controle malha aberta foram primeiramente analisados, como o custo associado ao estado final de armazenamento dos reservatórios, responsável por equilibrar custos do uso da água à médio prazo com os custos à longo prazo, a representação da estocasticidade do sistema através de um único cenário futuro de vazão afluente e a consideração de cenários múltiplos através da análise de cenários. Esta última não mostrou-se viável para o particular problema de planejamento energético tratado neste trabalho.

A comparação entre as políticas de controle malha fechada e malha aberta foi feita através de simulações da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro. Foram consideradas a operação de sistemas constituídos de uma usina hidroelétrica e sistemas formados por mais de uma usina hidroelétrica em cascata. No caso de múltiplos reservatórios, a política de malha fechada considerou a agregação do sistema em um reservatório equivalente, adotando a regra linear de operação dos reservatórios.

De uma forma geral, a política de malha aberta mostrou-se superior a política de malha fechada. Esta superioridade pode ser resultante do uso de modelos mais eficientes do que o modelo periódico auto-regressivo de ordem 1 para representar a estocasticidade das vazões e no caso de sistemas com múltiplos reservatórios, da representação detalhada do sistema hidroelétrico.

Capítulo 7

Conclusões

O principal enfoque deste trabalho foi a comparação entre políticas de controle malha fechada e malha aberta na solução do problema de planejamento da operação energética de sistemas de potência. O planejamento da operação energética é caracterizado por sua complexidade. O problema é dinâmico, estocástico e não linear. A estocasticidade é associada a incerteza das vazões afluentes ao sistema hidráulico de geração. A forma de tratar a estocasticidade do problema basicamente diferencia políticas de controle malha fechada e aberta.

A política de controle malha fechada, representada pela programação dinâmica estocástica, considera a estocasticidade do problema explicitamente durante o processo de otimização. Este tipo de política de controle não está interessada em valores numéricos ótimos para as decisões, mas em determinar uma regra de operação que forneça, a cada estágio do planejamento, a decisão ótima para cada possível estado do sistema.

Por várias décadas o setor elétrico brasileiro tem adotado a metodologia de programação dinâmica estocástica na determinação de estratégias de operação no planejamento energético. O modelo "Newave", utilizado atualmente pelo setor elétrico, tem como base a programação dinâmica estocástica dual, baseada na decomposição de Benders.

De forma diferente, na política de controle malha aberta a estocasticidade das vazões é tratada de forma implícita, com previsões permanentemente atualizadas ao longo do período de planejamento. A política de controle malha aberta tem como objetivo determinar a trajetória ótima de operação dos reservatórios das usinas hidroelétricas que constituem o sistema, baseada em algum tipo de representação da estocasticidade das vazões.

Sendo baseada em um modelo de otimização determinístico, a política de malha aberta permite a representação do sistema hidráulico em detalhes, considerando cada usina

individualmente, com suas próprias restrições operacionais e características de produção. Já a política de malha fechada, devido a questão da dimensionalidade associada a programação dinâmica estocástica, exige a agregação do sistema hidroelétrico em um modelo equivalente, no caso da operação de sistema com múltiplos reservatórios.

Na política de controle malha aberta, a representação da estocasticidade das vazões pode ser feita por modelos baseados em metodologias diversas, e específicos para cada usina do sistema, enquanto que no controle em malha fechada, a representação da estocasticidade é restrita a modelos periódicos auto-regressivos. Na política de malha fechada, a utilização de modelos mais refinados, baseados em correlações de ordem superior, levam ao indesejável crescimento da dimensão do espaço de estado do problema.

A comparação entre as políticas de controle malha fechada e malha aberta foi realizada através de simulações da operação de usinas hidroelétricas do sistema brasileiro localizadas em diferentes regiões e com características distintas de capacidade instalada, capacidade de armazenamento e vazão afluyente.

No caso da política de controle malha fechada, as vazões foram modeladas por um processo markoviano, baseado em um modelo periódico auto-regressivo de ordem 1. No caso de sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas, um modelo equivalente foi considerado e a regra de operação linear dos reservatórios foi adotada neste caso.

A política de controle malha aberta teve como base o modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos - POSH. Este modelo baseia-se na representação do sistema hidráulico como um problema de fluxo em rede não linear com arcos capacitados.

Dois tipos de controles foram associados a política de malha aberta, o *naive feedback control* e *open-loop feedback control*. No primeiro, a idéia principal é considerar as incertezas do problema fixadas em algum valor conhecido, considerados neste caso como os primeiros momentos estatísticos da variável aleatória do problema. No segundo, um modelo de previsão de vazões é considerado na representação da estocasticidade do problema.

Em relação à representação da estocasticidade do problema através de previsões de vazões, estudos foram realizados com a política de controle malha aberta considerando um único cenário futuro de vazão afluyente e cenários múltiplos de vazões afluyentes (análise de cenários). Na análise de cenários, a abordagem de imunização de cenários foi considerada. Resultados obtidos não mostraram vantagens na representação da estocasticidade através de múltiplos cenários. Portanto, neste trabalho a política de malha aberta se restringe a considerar um único cenário futuro de vazão afluyente quando é comparada com a política de controle malha fechada.

Como previsores de vazão associados a política de controle malha aberta, foram

considerados um modelo periódico auto-regressivo de ordem 1, também adotado na política de controle malha fechada, e um modelo de rede neural nebulosa.

O desempenho das políticas de controle malha fechada e malha aberta foi analisado na operação de sistemas constituídos por uma única usina hidroelétrica e sistemas constituídos por várias usinas hidroelétricas em cascata. No caso da operação de uma usina hidroelétrica isolada, a política de controle malha fechada não requer a representação agregada do sistema hidroelétrico e a idéia principal foi analisar a eficiência das diferentes políticas de controle no tratamento da estocasticidade das vazões no problema. Em sistemas constituídos por várias usinas hidroelétricas, o possível benefício associado a representação individualizada do sistema hidroelétrico, no processo de otimização do problema de planejamento energético, foi também analisado.

Em geral, a política de controle malha aberta mostrou-se superior a política de malha fechada nos estudos de simulação realizados. A superioridade da malha aberta pode ser associada a flexibilidade deste tipo de abordagem em utilizar modelos de previsão de vazões mais refinados e eficientes que o modelo periódico auto-regressivo de ordem 1, utilizado na política de malha fechada, e na representação detalhada do sistema no caso da operação de múltiplos reservatórios.

Na operação de sistemas formados por uma única usina hidroelétrica e sob situações hipoteticamente ideais, como o caso de cenários de simulação sintéticos gerado pelo modelo periódico auto-regressivo de ordem 1, a política de controle malha fechada mostrou-se superior a política de malha aberta baseada no mesmo modelo estocástico. No caso real, no entanto, os resultados mostraram que o modelo periódico auto-regressivo de ordem 1 não é apropriado para representar a aleatoriedade das vazões, o que é um ponto desfavorável associado à política de malha fechada.

Na operação de sistemas formados por mais de uma usina hidroelétrica, a operação em paralelo da política de malha fechada mostrou-se inadequada. As diferenças entre as políticas de malha fechada e malha aberta foram significativas, em especial em sistemas onde usinas a montante possuem capacidade de armazenamento muito superior a de usinas a jusantes. Neste tipo de sistema, a operação hidráulica é favorecida quando a regularização das vazões é realizada pela usina a montante da cascata, comportamento não levado em consideração pela regra linear de operação dos reservatórios na política de controle malha fechada.

Devido a influência da localização da usina hidroelétrica na cascata no processo de geração do sistema, a superioridade da política de controle malha aberta em relação ao controle em malha fechada foi mais expressiva na operação de usinas com reservatórios de acumulação. No entanto, a política de malha aberta permitiu redução da ordem de 8% nos

custos operacionais médios do sistema em relação a política de malha fechada, em estudos realizados com a cascata do Rio Grande, formada por 10 usinas hidroelétricas, 5 destas com reservatórios de acumulação.

Os estudos realizados mostraram ainda a importância do modelo de previsão de vazões na otimização determinística do problema de planejamento energético. Os resultados obtidos com a política de controle malha aberta baseada no modelo de rede neural nebulosa, apresentaram comportamento próximo da solução ótima determinística do problema quando é assumido perfeito conhecimento da vazão afluente do sistema. Em estudos realizados com a cascata do Rio Grande, a diferença entre as soluções da política de malha aberta baseada no modelo auto-regressivo periódico de ordem 1 e da política de malha aberta baseada no modelo de rede neural nebulosa foi da ordem de 5% a favor desta última.

Vale ressaltar aqui a importância que o Sistema de Apoio ao Planejamento Energético - SAPE, responsável pelo gerenciamento dos modelos e banco de dados utilizados, teve no desenvolvimento deste trabalho. Sem esta ferramenta de apoio, a realização dos estudos e a análise dos resultados obtidos teria exigido um período muito maior de processamento. O sistema permitiu ainda que as diferentes políticas de operação fossem comparadas em um ambiente comum de simulação. De grande importância também foi o modelo POSH utilizado na política de controle malha aberta.

Os bons resultados obtidos com a política de controle malha aberta têm incentivado a análise de desempenho deste tipo de política em relação ao modelo de programação dinâmica dual, baseado na decomposição de Benders, adotado atualmente pelo setor elétrico brasileiro no planejamento da operação energética. A importância deste tipo de comparação é a possibilidade de contribuir com novas metodologias ao planejamento da operação energética do sistema elétrico brasileiro, principal objetivo do Projeto Temático de Equipe 99/12737-9 - *Planejamento e Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica*, financiado pela FAPESP, ao qual este trabalho esteve vinculado.

BIBLIOGRAFIA

- Abramowitz, M. e Stegun, I. A. (1972). *Handbook of Mathematical Functions*, New York, Dover.
- Alvarez, M., Cuevas, C. M., Escudero, L. F., Fuentes, J. L., García, C. e Pietro, F. J. (1994). Network planning under uncertainty with an application to hydropower generation, *TOP – Trabajos de Investigación Operativa* **2**(1): 25–58.
- Anderson, P. L. e Vecchia, A. V. (1993). Asymptotic results for periodic autoregressive moving average processes, *Journal Times Series Analyses* pp. 1–18.
- Andrade Fo., M. G. (1986). *Modelo de Otimização para uso Múltiplo da água do Rio São Francisco*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Araripe, N. T., Cotia, C. B., Pereira, M. V. e Kelman, J. (1985). Comparison of stochastic and deterministic approaches in hydrothermal generation scheduling, *IFAC Electric Energy Systems* pp. 201–206.
- Arvanitids, N. V. e Rosing, J. (1970a). Composite representation of multireservoir hydroelectric power system, *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems* **PAS-89**(2): 319–326.
- Arvanitids, N. V. e Rosing, J. (1970b). Optimal operation of multireservoir system using a composite representation, *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems* **PAS-89**(2): 327–335.
- Ballini, R. (2000). *Análise e Previsão de Vazões Utilizando Modelos de Séries Temporais, Redes Neurais e Redes Neurais Nebulosas*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Ballini, R., Andrade, M. G. e Soares, S. (2001). Multi-step-ahead monthly streamflow forecasting by a neurofuzzy network model, *Proceedings of IEEE, Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference*, Vancouver, pp. 992–997.

- Ballini, R., França, E., Kadowaki, M., Soares, S. e Andrade, M. G. (1997). Modelos de redes neurais e Box Jenkins para a previsão de vazões médias mensais, *XII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos* pp. 143–149.
- Bellman, R. (1962). *Dynamic Programming*, Princeton University Press, Princeton - N. J.
- Bertsekas, D. P. (1976). *Dynamic Programming and Stochastic Control*, Academic Press.
- Bertsekas, D. P. (1995a). *Dynamic Programming and Optimal Control*, Vol. 1, Athena Scientific, Belmont, Massachusetts.
- Bertsekas, D. P. (1995b). *Nonlinear Programming*, Athena Scientific, Belmont, Massachusetts.
- Birge, J. B. (1988). An L-shaped method computer code of multi-stage stochastic linear programs, in Y. Ermoliev e R. J.-B. Wets (eds), *Numerical Techniques for Stochastic Optimization*, Springer-Verlag, Berlin, pp. 255–266.
- Bissonnette, V., Lanford, L. e Côté, G. (1986). A hydro-thermal scheduling model for the Hydro-Quebec production system, *IEEE Transactions on Power Systems* **PWRS-1**(2): 204–210.
- Boshier, J. F. e Read, E. G. (1981). Stochastic single reservoir models for long-term scheduling of hydrothermal power systems, *Planning Division Internal Report, New Zealand Ministry of Energy*.
- Box, G. E. P. e Jenkins, G. (1994). *Time Series Analysis*, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey.
- Braga Jr., B. P. F., Yeh, W. W.-G., Becker, L. e Barros, M. T. L. (1991). Stochastic optimization of multiple-reservoir-system operation, *Journal of Water Resources Planning and Management* **117**(4): 471–481.
- Butcher, W. S. (1971). Stochastic dynamic programming for optimum reservoir operation, *Water Resources Bulletin* **7**(1): 115–123.
- Cariño, D. R., Kent, T., Myers, D. H., Stacy, S., Sylvanus, M., Turner, A. L., Watanabe, K. e Ziemba, W. T. (1994). The Russel-Yasuda Kasai model: An asset/liability model for a japanese insurance company using multistage stochastic programming, *Interfaces* **24**: 29–49.
- Carneiro, A. A. F. M. (1991). *Contribuições ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas hidrotérmicos de Potência*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Carvalho, M. F. e Soares, S. (1987). An efficient hydrothermal scheduling algorithm, *IEEE Transactions on Power Systems* **PWRS-2**: 537–542.

- CEPEL/ELETRORÁS (1977). *Modelo de Programação Dinâmica Estocástico para a Operação de Sistemas Hidrotérmicos*, Relatório Técnico CEPEL no. 144/77.
- Cicogna, M. A. (1999). *Modelo de Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos a Usinas Individualizadas Orientado por Objetos*, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Cruz Jr., G. (1998). *Modelo Equivalente Não Linear para o Planejamento da Operação a Longo Prazo de Sistemas de Energia Elétrica*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Cruz Jr., G. e Soares, S. (1996). Non-uniforme composite representation of hydroelectric systems for long-term hydrothermal scheduling, *IEEE Transactions on Power Systems* **11**(2): 701–707.
- Dagli, C. H. e Miles, J. F. (1980). Determining operating policies for a water resources system, *Journal of Hydrology* **47**: 297–306.
- Dembo, R. S. (1991). Scenario optimization, *Annals of Operations Research*, pp. 63–80.
- Dembo, R. S., Chiarri, A., Paradinas, L. e Gomez, J. (1990). Management hidroeléctrica española's hydroelectric power system, *Interfaces* **20**: 115–135.
- Dembo, R. S. e Klincewicz, J. G. (1981). A scaled reduced gradient algorithm for network flow problems with convex separable costs, *Mathematical Programming Study* **15**: 125–147.
- Duran, H., Pueh, C., Diaz, J. e Snachez, G. (1985). Optimal operation of multireservoir system using an aggregation-decomposition approach, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **104**(8): 2086–2092.
- El-Hawary, M. E. e Christensen, G. S. (1979). *Optimal Economic Operation of Electric Power System*, Academic Press.
- Escudero, L. F. (1994). Robust decision making as a decision aid under uncertainty, in S. Ríos (ed.), *Decision Theory and Decision Analysis*, Kluwer Academic Publishers, pp. 127–138.
- Escudero, L. F. (1997). WARSYP: A parallel computing approach for water resources utilization planning under uncertainty, *ISMP'97 International Symposium on Mathematical Programming*.
- Escudero, L. F., Fuente, J. L., García, C. e Pietro, F. J. (1996). Hydropower generation management under uncertainty via scenario analysis and parallel computation, *IEEE Transaction on Power Systems* **11**(2): 683–689.

- Escudero, L. F., Galindo, E., Gómez, E. e Sabau, V. (1999). Schumann, a modeling framework for supply chain management under uncertainty, *European Journal of Operation Research* **119**(1): 14–34.
- Escudero, L. F., Kamesam, P. V., King, A. J. e Wets, R. J.-B. (1993). Production planning via scenario modelling, *Annals of Operation Research* **43**: 311–335.
- Escudero, L. F., Paradinas, I., Salmerón, J. e Sánchez, M. (1998). SEGEM: A simulation approach for electric generation management, *IEEE Transactions on Power Systems* **13**(3): 738–748.
- Everitt, B. (1993). *Cluster Analysis*, John Wiley & Sons.
- Farah, R. F. (1997). *Contribuições ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas de Energia Elétrica*, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Figueiredo, M. F. (1997). *Redes Neurais Nebulosas Aplicadas em Problemas de Modelagem e Controle Autônomo*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Fortunato, L. A. M., Neto, T. A. A., Albuquerque, J. C. R. e Ferreira, C. (1990). *Introdução ao Planejamento da Expansão e Operação de Sistemas de Produção de Energia Elétrica*, EDUFF/Eletróbrás, Niterói - RJ.
- Gablinger, M. e Loucks, D. P. (1970). Markov model for flow regulation, *Jornal of the Hydraulics Division, ASCE* **96**(HY1).
- Gomide, F., Figueiredo, M. e Pedrycz, W. (1995). A neural fuzzy network: Structure and learning, in Z. Bien e K. Min (eds), *Fuzzy Logic and Its Applications, Information Sciences and Intelligent Systems*, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, pp. 177–186.
- Gorenstin, B. G., Campodonico, N. M., Costa, J. P. e Pereira, M. V. (1993). Power system expansion planning under uncertainty, *IEEE Transactions on Power Systems* **8**: 129–136.
- Hall, W. A., S., B. W. e Esogbue, A. (1968). Optimization of the operation of a multipurpose reservoir, *Water Resource Research* **4**(3): 471–476.
- Hanscom, M. L., Lafond, L., Lasdon, L. S. e Pronovost, G. (1980). Modeling and revolution of the deterministic mid-term energy production problem for Hydro-Quebec system, *Management Science* **26**: 659–688.
- Harboe, R. C., Mobasheri, F. e Yeh, W. (1970). Optimal policy for reservoir operation, *Jornal of the Hydraulics Division, ASCE* **96**(HY1).
- Haykin, S. (1995). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, IEEE Computer Society Press.

- Helgason, T. e Wallace, W. (1991). Approximate scenario solutions in the Progressive Hedging algorithm, *Annals of Operation Research* **31**: 425–444.
- Hutter, C. (1998). *Uma abordagem Bayesiana para Modelos Auto-Regressivos Periódicos*, Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, USP-São Carlos.
- Jacobs, J., Freeman, G., Grygier, J., Morton, D., Schultz, G., Staschus, K. e Stedinger, J. (1995). SOCRATES: A system for scheduling hydroelectric generation under uncertainty, *Annals of Operations Research*, Vol. 59, pp. 99–133.
- Jones, R. H. e Brelsford, W. M. (1967). Time series with periodic structure, *Biometrika* **54**(3,4): 403–408.
- Karamouz, M. e Houck, M. H. (1987). Comparasion of stochastic and deterministic dynamic programming for reservoir operating rule generation, *Water Resources Bulletin - American Water Resources Association* **23**(1): 1–9.
- Kligerman, A. (1992). *Operação Ótima de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados Utilizando Programação Estocástica Dual*, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Lall, U. e Ashish, S. (1996). A nearest neighbor bootstrap for resampling hydrologic time series, *Water Resources Research* **32**(3): 679–693.
- Little, J. D. C. (1955). The use of storage water in a hydroelectric system, *Journal of Operations Research Society of America* **2**(3): 187–197.
- Luenberger, D. G. (1984). *Linear and Nonlinear Programming*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- Lyra, C. (1984). *Contribuição ao Planejamento da Produção de Energia em Sistemas de Potência*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Lyra, C., Tavares, H. e Soares, S. (1984). Modeling and optimization of hydrothermal generation scheduling, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS - 103**(8): 2126–2133.
- Martinez, L., Ballini, R. e Soares, S. (2000). Técnicas de cenários para o planejamento da operação energética de sistemas de energia elétrica, *Anais do XVIII Congresso Brasileiro de Automática* pp. 2311–2316.
- Martinez, L. e Soares, S. (2001a). Comparação entre soluções malha aberta e malha fechada no planejamento energético de sistemas de energia elétrica. *XVI Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*, Grupo IX, Campinas - SP.

- Martinez, L. e Soares, S. (2001b). Comparisons between partial open-loop and closed-loop feedback control policies in long term hydrothermal scheduling. a aparecer na revista IEEE Transactions on Power Systems.
- Martinez, L. e Soares, S. (2001c). Influência do modelo estocástico no desempenho da programação dinâmica estocástica no planejamento da operação energética, *I SisPot - Encontro Interno de Pesquisadores em Sistemas de Potência* p. 12. Publicação FEEC 001/2001.
- Martinez, L. e Soares, S. (2001d). Scenarios techniques for long term hydrothermal scheduling, *Hydropower in the New Millenium - Proceeding of the 4th International Conference Hydropower '01*, A. A. Balkema Publishers, Bergen-Norway, pp. 85–91.
- Masse, P. (1946). *Les Réserves et la Régulation de l' Avenir dans la Vie Économique, Vol. I: Avenir Déterminé, Vol. II Avenir Aléatoire*, Hermann, Paris.
- Mulvey, J. M. e Ruszczyński, A. (1992). A diagonal quadratic approximation method for large-scale linear programs, *Operation Research Letters* **12**: 205–221.
- Mulvey, J. M. e Ruszczyński, A. (1995). A new scenario decomposition method for large-scale stochastic optimization, *Operations Research* **43**: 477–490.
- Mulvey, J. M. e Vladimirov, H. (1991). Solving multistage stochastic networks: an application of scenario aggregation, *Networks* **21**: 619–643.
- Nemhauser, G. L. (1966). *Introduction to Dynamic Programming*, John Wiley, New York.
- Oliveira, G. G. (1993). *Otimização da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos com Representação Individualizada das Usinas e Afluências Determinísticas*, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Oliveira, G. G. e Soares, S. (1990). A second-order network flow algorithm for hydrothermal scheduling, *IEEE Transactions on Power Systems* **10**(3): 1635–1641.
- Pagano, M. (1978). On periodic and multiple autoregressions, *The Annals of Statistics* **6**: 1310–1317.
- Pedrycz, W. (1993). *Fuzzy Control and Fuzzy System*, John Wiley & Sons, Inc., New York, EUA.
- Pereira, M. V. (1985). Optimal scheduling of hydrothermal systems - an overview, *IFAC Symposium on Planning and Operation of Electric Energy Systems* pp. 1–9.
- Pereira, M. V. e Pinto, L. M. V. G. (1985). Stochastic optimization of a multireservoir hydroelectric system: a decomposition approach, *Water Resources Research* **21**(6): 779–792.

- Pereira, M. V. e Pinto, L. M. V. G. (1989). Optimal stochastic operation scheduling of large hydroelectric systems, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* **11**: 273–279.
- Pereira, M. V. e Pinto, L. M. V. G. (1991). Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning, *Mathematical Programming* **52**: 359–375.
- Philbrick Jr., C. R. e Kitanidis, P. K. (1999). Limitations of deterministic optimization applied to reservoir operations, *Journal of Water Resources Planning and Management* **125**(3): 135–142.
- Piccardi, C. e Soncini-Sessa, R. (1991). Stochastic dynamic programming for reservoir optimal control: Dense discretization and inflow correlation assumption made possible by parallel computing, *Water Resources Research* **27**(5): 729–741.
- Rockafellar, R. T. e Wets, R. J.-B. (1991). Scenario and policy aggregation in optimization under uncertainty, *Mathematics of Operation Research* **16**: 119–147.
- Rosenthal, R. (1981). A nonlinear networks flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system, *Operation Research* **29**(4): 763–786.
- Røtting, T. A. e Gjelsvik, A. (1992). Stochastic dual programming for seasonal scheduling in the Norwegian power systems, *IEEE Transactions on Power Systems* **7**: 273–279.
- Sales, P. R. H. e Vieira, A. M. (1998). Procedimentos lineares para a estimação dos parâmetros de modelos, *Revista Brasileira de Estatística - RBEs* **212**(59): 25–51.
- Schnaars, S. P. (1987). How to develop and use scenarios, *Long Range Planning* **20**(1): 105–114.
- Silva Fo., O. S. (1988). *Uma Estrutura de Controle Parcialmente em Malha Fechada para Problemas de Controle Ótimo Estocástico*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Silva, S. C. P. (1999). *Comparação Entre as Soluções de Malha Fechada e Semi-Aberta para a Otimização da Operação de Sistemas de Produção de Energia Elétrica*, Dissertação de Mestrado, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, USP-São Carlos.
- Sjølvgren, D., Anderson, S. e Dillon, T. S. (1983). Optimal operations planning in a large hydro-thermal power systems, *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems* **PAS - 102**: 3644 – 3651.
- Soares, S. e Carneiro, A. A. F. M. (1991). Optimal operation of reservoirs for electric generation, *IEEE Transactions on Power Delivery* **6**(3): 1101–1107.
- Stedinger, J. W., Sula, B. F. e Loucks, D. P. (1984). Stochastic dynamic programming models for reservoir operation optimization, *Water Resources Research* **20**(11): 1499–1505.

- Stephanopolous, G. e Westerberg, W. (1975). The use of Hestenes method of multipliers to resolve dual gaps in engineering system optimization, *Journal of Optimization Theory and Applications* **15**: 289–309.
- Tejada-Guibert, J. A., Johnson, S. A. e Stedinger, J. R. (1995). The value of hydrologic information in stochastic dynamic programming models of a multireservoir system, *Water Resources Research* **31**(10): 2571–2579.
- Terry, L. A., CEPEL, DENE/DPE/Eletróbrás e DEOP/DOS/Eletróbrás (1980). *Modelo a Sistema Equivalente - Descrição Geral*, Relatório Técnico, CEPEL-Eletróbrás.
- Torabi, M. e Mobasheri, F. (1973). A stochastic dynamic programming model for the optimum operation of a multi-purpose reservoir, *Water Resources Bulletin* **9**(2).
- Trezos, T. e Yeh, W. W.-G. (1987). Use of stochastic dynamic programming for reservoir management, *Water Resources Research* **23**(6): 983–996.
- Tse, E. e Athans, M. (1972). Adaptive stochastic control for a class of linear systems, *IEEE Transactions on Automatic Control* **AC-17**(1): 38–52.
- Turgeon, A. (1980). Optimal operation of multi-reservoir systems with stochastic inflows, *Water Resources Research* **16**(2): 275–283.
- Turgeon, A. e Charbonneau, R. (1998). An aggregation-disaggregation approach to long-term reservoir management, *Water Resources Research* **34**(12): 3585–3594.
- Vecchia, A. V. (1985). Maximum likelihood estimation for periodic autoregressive moving average models, *Technometrics* **27**(4): 375–384.
- Vinhal, C. D. N. (1998a). *Sistema de Apoio à Decisão para o Planejamento da Operação Energética de Sistemas de Energia Elétrica*, Tese de Doutorado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Vinhal, C. D. N. (1998b). *Um Sistema de Apoio à Decisão no Planejamento da Operação Energética de Sistemas de Energia Elétrica*, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Watkins, D. W. J., McKinney, D. C., Nielsen, L. S. L. S. S. e Martin, Q. W. (2000). A scenario-based stochastic programming model of water supplies from the Highland Lakes, *International Transactions in Operational Research* **7**(2): 211–230.
- Wets, R. J.-B. (1989). Scenario analysis vs. stochastic optimization, *Workshop on Resources Planning Under Uncertainty for Electric Power Systems*, Department of Operations Research Stanford University, pp. 241–252.
- Yakowitz, S. (1982). Dynamic programming applications in water resources, *Water Resources Research* **18**(4): 673–696.

-
- Yeh, W. W.-G. (1985). Reservoir management and operations models: A state-of-the-art review, *Water Resources Research* **21**(12): 1797–1818.
- Yevjevich, V. M. (1977). *Probability and Statistics in Hydrology*, Water Resources Publications, Colorado.
- Zuwei, Y., Sparrow, F. T. e Bowen, B. H. (1998). A new long-term hydro production scheduling method of maximizing the profit of hydroelectric systems, *IEEE Transactions on Power System* **13**(1): 66–71.

Apêndice A

Análise de Cenário Não Antecipativa

Segundo Rockaffelar (Rockaffelar e Wets, 1991), o princípio de não-antecipatividade, também denominado de princípio de implementabilidade, pode ser estabelecido como:

Se dois cenários s e s' são idênticos até um determinado estágio k , de acordo com informações disponíveis sobre eles até o estágio k , então as variáveis de decisão para os cenários s e s' devem ser idênticas até o final do estágio k .

Este princípio garante que a solução obtida em cada estágio de otimização seja independente de informações ainda não disponíveis. Uma única decisão é determinada para cenários s e s' idênticos em cada estágio, sob hipótese de não existir nenhuma informação antecipando qual dos dois cenários irá ocorrer no futuro.

O conjunto de soluções que satisfazem a restrição de não antecipatividade (implementabilidade), pode ser definido como:

$$x \in \mathcal{N} := \{x_k^s : x_k^s = x_k^{s'}, \text{ para todo } s \text{ e } s' \text{ idênticos até o estágio } k\} \quad (\text{A.1})$$

onde $s, s' \in S$ e $k \in \{1, 2, \dots, T\}$.

Em geral, duas abordagens são adotadas para representar a restrição de não antecipatividade $x \in \mathcal{N}$ no modelo de otimização (Escudero et al., 1993), (Alvarez et al., 1994): a representação compacta (*compact representation*) ou a representação por divisão das variáveis (*splitting variable representation*).

Na representação compacta, também denominada de equivalente determinístico do problema estocástico (Birge, 1988), a restrição $x \in \mathcal{N}$ é utilizada para eliminar algumas variáveis do problema. Este tipo de representação utiliza uma única variável para representar decisões de cenários idênticos em cada estágio de otimização. Embora neste caso a dimensão do problema seja reduzida, qualquer estrutura especial que as restrições possam ter tende a ser destruída.

Na representação por divisão das variáveis, a restrição $x \in \mathcal{N}$ faz parte do modelo. Este tipo de representação permite que submodelos independentes sejam considerados para cada cenário. Neste caso, a condição de não antecipatividade é representada através de um conjunto de restrições, denominado esquema de ligação circular redundante (*redundant circular linking scheme*), da forma:

$$x_t^s - x_t^{s+1} = 0 \quad \forall t \in T \quad (\text{A.2})$$

onde, $s + 1 = 1$ é usado para $s = |S|$.

Técnicas de decomposição são em geral adotadas na solução de problema com múltiplos cenários, como a decomposição de Dantzing-Wolfe, decomposição de Benders (Pereira e Pinto, 1991), (Røtting e Gjelsvik, 1992), (Gorenstin et al., 1993) e o método da Lagrangeana Aumentada (Escudero et al., 1996), (Escudero, 1997), (Escudero et al., 1998), (Mulvey e Ruszczyński, 1995).

O desempenho da análise de cenários adotando-se as abordagens de decomposição de Dantzig-Wolfe, decomposição de Benders e o método da Lagrangeana Aumentada, nesta última incluindo-se implementações de forma seqüencial e em paralelo, foi analisado em (Alvarez et al., 1994) na solução do problema particular de planejamento da operação de sistemas de potência. Resultados apresentados mostram que o melhor esquema de decomposição neste caso é o baseado na abordagem da Lagrangeana Aumentada, o qual exigiu menores tempo de execução e memória computacional em relação as técnicas de decomposição implementadas, além de oferecer a facilidade da implementação em paralelo.

Embora o método da Lagrangeana Aumentada seja amplamente utilizado na análise de cenários, a principal desvantagem deste método em abordagens não antecipativas está no fato da função objetivo do modelo resultante ser quase separável, devido a incorporação dos termos quadráticos da forma $\|x_t^s - x_t^{s+1}\|^2$.

Neste caso, uma das abordagens de decomposição proposta consiste da expansão do termo quadrático $\|x_t^s - x_t^{s+1}\|^2$ e a aproximação do produto cruzado $(x_t^s)^T x_t^{s+1}$ usando

a sugestão de (Stephanopolous e Westerberg, 1975). Assim, para as variáveis x_t^s e x_t^{s+1} e alguns valores particulares destas variáveis, denotados por \bar{x}_t^s e \bar{x}_t^{s+1} , tem-se que:

$$\|x_t^s - x_t^{s+1}\|^2 \approx \|x_t^s\|^2 + \|x_t^{s+1}\|^2 + 2(\bar{x}_t^s)^T \bar{x}_t^{s+1} - 2(\bar{x}_t^s)^T x_t^{s+1} - 2(x_t^s)^T \bar{x}_t^{s+1} \quad (\text{A.3})$$

com um erro da ordem de $O(\|x_t^s - \bar{x}_t^s\|^2)$.

A aproximação (A.3) tem sido sugerida por (Mulvey e Ruszczyński, 1992), (Escudero, 1994), (Mulvey e Ruszczyński, 1995) e (Escudero et al., 1996). Outras formas de decomposição da função objetivo do problema podem ser visto em (Alvarez et al., 1994).

A seguir é apresentado o método de agregação de cenários, o qual agrega soluções de problemas de cenários individuais em uma solução global que progressivamente irá convergir para a solução do modelo estocástico original, insistindo-se na restrição de que as soluções devem ser não antecipativas.

• Agregação de Cenários

O método de agregação de cenários foi desenvolvido por Rockaffellar (Rockaffellar e Wets, 1991) para a otimização de sistemas estocástico através da análise de múltiplos cenários. Neste tipo de abordagem, os cenários são ramificados em vários níveis para refletir a variabilidade de informações dos elementos incertos do problema e ajustes são realizados para adaptar a solução a esta estrutura e remover sua dependência antecipativa. A agregação de cenários implementa o algoritmo *Progressive Hedging*.

Seja \hat{x} a decisão “média” em relação aos pesos p^s associados ao conjunto de cenários S , definida como:

$$\hat{x} := \sum_{s \in S} p^s x^s \quad (\text{A.4})$$

A solução \hat{x} é não antecipativa (implementável), ou seja, \hat{x} é independente do cenário ($\hat{x} \in \mathcal{N}$). No entanto \hat{x} não é necessariamente uma solução admissível, ou seja, pode ocorrer que para algum $s' \in S$, $\hat{x} \notin C^{s'}$. Para ser uma solução factível, \hat{x} deve ser ao mesmo tempo solução não antecipativa e admissível.

No entanto, a admissibilidade pode não ser uma condição totalmente indispensável para a factibilidade. Em alguns problemas pode ser aceitável que a admissibilidade

seja violada se a solução proposta for próxima de ser admissível e possuir alguma outra característica desejável ou se as violações ocorrem somente para alguns cenários improváveis (Wets, 1989).

No caso de problemas com múltiplos estágios, obter uma política não antecipativa a partir das soluções de cada subproblema de cenário individual, envolve algo mais do que o cálculo de uma decisão média em relação aos pesos p^s , uma vez que a disponibilidade de informações em cada estágio deve também ser considerada.

Seja $t = 1 \dots T$ estágios do período de otimização, tal que:

$$x := (x_1, \dots, x_T) \in \mathfrak{R}^n \times \dots \times \mathfrak{R}^n \quad (\text{A.5})$$

onde, o componente x_t representa a decisão a ser tomada no estágio t .

A solução do problema de análise de cenários deve ser uma função que especifica qual a decisão a ser feita no estágio t quando o sistema é confrontado com o cenário s , ou seja, a função X deve determinar para cada $s \in S$ um vetor:

$$X(s) := (X_1(s), \dots, X_T(s)) \quad (\text{A.6})$$

onde, $X_t(s)$ denota a decisão a ser feita no estágio t se ocorrer o cenário s (ou um cenário próximo do cenário s).

A função X é denominada política. Uma importante restrição na determinação da política X é considerada implicitamente na formulação do problema: *Se dois diferentes cenários s e s' são idênticos até o estágio t , de acordo com informações disponíveis sobre eles até o estágio t , então as decisões $(X_1(s), \dots, X_t(s))$ e $(X_1(s'), \dots, X_t(s'))$ geradas pela política X devem ser idênticas* (Rockaffellar e Wets, 1991).

Seja o conjunto de cenários S particionado, em cada estágio de otimização, em subconjuntos distintos (ramos ou feixes de cenários). Seja \mathcal{P}_t uma partição de S no estágio t tal que se $\mathcal{A} \in \mathcal{P}_t$ e $s, s' \in \mathcal{A}$, então os cenários s e s' são indistinguíveis até o estágio t . Supondo que as informações se tornam disponíveis de forma crescente no tempo, a partição \mathcal{P}_{t+1} pode ser considerada um refinamento de \mathcal{P}_t .

Como na política não antecipativa a decisão no estágio t deve depender somente de informações disponíveis até este estágio, tem-se que:

$$X_t(\cdot) \text{ deve ser constante em } \mathcal{A}, \text{ para cada } \mathcal{A} \in \mathcal{P}_t. \quad (\text{A.7})$$

Desta forma, as políticas não antecipativas determinam um subespaço \mathcal{N} de funções de S em $\mathfrak{R}^{n \cdot T}$ que satisfaz:

$$\mathcal{N} := \{X : S \rightarrow \mathfrak{R}^{n \cdot T} \mid X_t \text{ é constante em cada } \mathcal{A} \in \mathcal{P}_t\} \quad (\text{A.8})$$

A determinação de decisões não antecipativas em cada estágio de otimização considera a média das soluções obtidas para cada cenário $s \in S$, em relação aos pesos p^s , sendo ao mesmo tempo condicionadas as informações disponíveis neste estágio, ou seja, para cada $\mathcal{A} \in \mathcal{P}_t$ é definida a solução:

$$\widehat{X}_t(\mathcal{A}) := \sum_{s \in \mathcal{A}} p^s X_t(s) / p_{\mathcal{A}} \quad (\text{A.9})$$

onde, $p_{\mathcal{A}} := \sum_{s \in \mathcal{A}} p^s$

e uma política não antecipativa $\widehat{X} = (\widehat{X}_1, \dots, \widehat{X}_T)$ é definida como:

$$\widehat{X}_t(s) := \widehat{X}_t(\mathcal{A}) \text{ para todo } s \in \mathcal{A}.$$

A transformação que mapeia X em \widehat{X} é denominada operador agregação (Rockaffelar e Wets, 1991).

A característica de admissibilidade da política X pode ser representada da forma:

$$X \in \mathcal{C} := \{X : X(s) \in C^s \text{ para todo } s \in S\} \quad (\text{A.10})$$

A solução ótima do problema de otimização estocástico original, denotada por x^* , é não antecipativa e admissível. O algoritmo *Progressive Hedging*, proposto por Rockaffelar (Rockaffelar e Wets, 1991), gera um sequência de estimativas da solução ótima X^* , denotada por $\{X^v, v = 1, \dots\}$, a qual é obtida insistindo-se progressivamente na restrição de que as soluções sobre os cenários devem ser não antecipativas. O algoritmo *Progressive Hedging* é apresentado a seguir.

Algoritmo *Progressive Hedging*

Passo 0: Inicialização: $W^0(s) = 0$, \hat{X}^0 , $\rho > 0$ e $v = 1$.

Passo 1: Para cada $s \in S$, resolver (aproximadamente) o problema de otimização:

$$\begin{aligned} \min f^v(x, s) \\ \text{s. a : } x \in C^s \end{aligned}$$

onde,

$$f^v(x, s) := f(x, s) + \sum_t [W_t^{v-1}(s)x_t + \frac{1}{2}\rho |x_t - \hat{X}_t^{v-1}(s)|^2]$$

e $X^v(s) := (X_1^v(s), \dots, X_T^v(s))$ denota o vetor de soluções.

Passo 2: Atualizar os termos de perturbação:

$$W_t^v(s) := W_t^{v-1}(s) + \rho[X_t^v(s) - \hat{X}_t^v(s)]$$

onde, a solução média \hat{X}^v , para todo s em $\mathcal{A} \in \mathcal{P}_t$, é dada por:

$$\hat{X}_t^v := \sum_{s \in \mathcal{A}} p^s X_t^v(s) / p_{\mathcal{A}}.$$

Retornar ao passo 1 com $v = v + 1$.

A análise de convergência do algoritmo *Progressive Hedging* pode ser vista em (Rockaffelar e Wets, 1991). No entanto, experiências numéricas mostram que em alguns casos a convergência do método pode ser lenta (Helgason e Wallace, 1991), (Mulvey e Vladimirou, 1991).

Apêndice B

Séries Temporais

Uma série temporal consiste de um conjunto de observações de uma variável aleatória indexada no tempo, denotada por $\{x_t, t \in \mathfrak{R}_+\}$, onde \mathfrak{R}_+ representa o conjunto dos números reais positivos.

Basicamente, o estudo de uma série temporal consiste em analisar e modelar a dependência entre as observações vizinhas desta série. O objetivo da análise de séries temporais é sumarizar as propriedades estatísticas e o comportamento da série, identificando ou sugerindo um modelo adequado a sua representação.

A análise de uma série temporal pode ser feita no domínio do tempo, quando o interesse da análise reside na magnitude de eventos que ocorrem em determinado instante e na relação entre as observações em diferentes instantes de tempo. Este tipo de domínio é usado na análise de processos não determinísticos.

Outra forma pode ser a análise realizada no domínio da frequência, cujo interesse está na frequência com que certos eventos ocorrem em determinado período de tempo. A análise no domínio da frequência é conveniente na procura de características determinísticas da série temporal.

Estas duas formas de análise são complementares, sendo que cada uma mostra diferentes aspectos da natureza de uma série temporal. No entanto, é tratada neste trabalho apenas a análise no domínio do tempo, cuja ferramenta utilizada é a função de auto-correlação, sendo a análise baseada em um modelo paramétrico. Alguns conceitos de processos estocásticos, necessários neste caso, são apresentados no que segue.

- **Conceitos de Processos Estocásticos**

DEFINIÇÃO B.1 *Seja \mathcal{Z}_+ o conjunto de inteiros positivos. Um processo estocástico é uma família $\{x_t, t \in \mathcal{Z}_+\}$ tal que, para cada $t \in \mathcal{Z}_+$, x_t é uma variável aleatória.*

Um processo estocástico é estacionário se suas propriedades (função densidade de probabilidade conjunta) não se alteram no tempo, de forma que a origem não é importante. Se a função densidade de probabilidade conjunta é gaussiana, o processo estacionário se resume a não existir mudanças sistemáticas na média e na matriz de covariância.

• Média e Variância de um Processo Estacionário

A hipótese de estacionariedade implica que a função distribuição de probabilidade $p(z_t)$ é a mesma para todo t , podendo ser escrita como $p(z)$. Desta forma o processo estocástico estacionário tem média e variância constantes:

$$\mu = E[z_t] = \int_{-\infty}^{+\infty} zp(z)dz \quad (\text{B.1})$$

$$\sigma_z^2 = E[z_t - \mu]^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (z - \mu)^2 p(z)dz \quad (\text{B.2})$$

onde, a média μ define o nível sobre o qual a série oscila, enquanto a variância σ_z^2 mede sua amplitude sobre este nível.

Como a distribuição de probabilidade $p(z_t)$ é a mesma para todo t , sua forma pode ser inferida através do histograma das observações z_1, z_2, \dots, z_N , com $t = 1, 2, \dots, N$, sobre a série temporal observada. Desta forma, a média μ do processo estocástico pode ser estimada como:

$$\bar{z} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N z_t \quad (\text{B.3})$$

sendo denominada média amostral, e a variância σ_z^2 pode ser estimada como:

$$\text{Var}[z] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_t - \bar{z})^2 \sim 1.0 \quad (\text{B.4})$$

sendo denominada variância amostral.

- **Coefficientes de Auto-Covariância e Auto-Correlação**

A hipótese de estacionariedade implica ainda que a função de distribuição conjunta $p(z_t, z_{t+k})$ é mesma para todo tempo $t, t+k$, as quais estão separadas por um intervalo constante k . Desta forma a distribuição conjunta pode ser inferida plotando um diagrama de dispersão usando os valores de (z_t, z_{t+k}) da série, separada por um intervalo constante k .

A covariância entre z_t e o valor z_{t+k} , separada por k intervalos de tempo é denominada de auto-covariância de passo k , sendo definida como:

$$\gamma_k = cov[z_t, z_{t+k}] = E[(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu)] \quad (\text{B.5})$$

onde, μ representa a média da série dada por (B.1).

O coeficiente de auto-correlação ρ_k com passo k é definido como:

$$\rho_k = \frac{E[(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu)]}{\sqrt{E[(z_t - \mu)^2(z_{t+k} - \mu)^2]}} = \frac{\gamma_k}{\sigma_z^2} \quad (\text{B.6})$$

onde, a variância $\sigma_z^2 = \gamma_0$ é a mesma tanto no tempo t como no tempo $t+k$, implicando em $\rho_0 = 1$.

Seja uma série temporal estacionária z_1, z_2, \dots, z_N , de N observações. Através do método dos momentos (Box e Jenkins, 1994), a estimativa dos coeficientes de auto-correlação ρ_k é obtida da seguinte forma:

$$r_k = \frac{c_k}{c_0} \quad (\text{B.7})$$

onde,

$$c_k = \frac{1}{N-k} \sum_{t=1}^{N-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z}) \quad (\text{B.8})$$

é a estimativa do coeficiente de auto-covariância γ_k e \bar{z} é a média amostral dada pela equação (B.3).

A matriz de covariância associada a um processo estacionário é simétrica, com elementos constantes nas diagonais. Para as observações sucessivas z_1, z_2, \dots, z_N de um processo estacionário, a matriz de covariância pode ser representada como:

$$\Gamma_N = \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & \gamma_2 & \dots & \gamma_{N-1} \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \gamma_1 & \dots & \gamma_{N-2} \\ \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_0 & \dots & \gamma_{N-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \gamma_{N-1} & \gamma_{N-2} & \gamma_{N-3} & \dots & \gamma_0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.9})$$

$$\Gamma_N = \sigma_z^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{N-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{N-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{N-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \rho_{N-1} & \rho_{N-2} & \rho_{N-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} = \sigma_z^2 \mathcal{P}_N \quad (\text{B.10})$$

onde, \mathcal{P}_N é chamada de matriz de correlação.

• Funções de Auto-Covariância e Auto-Correlação

O coeficiente de covariância γ_k de passo k , mede a covariância entre dois valores z_t e z_{t+k} . O gráfico de γ_k versus k é denominado de função de auto-covariância $\{\gamma_k\}$ do processo estocástico, enquanto o gráfico do coeficiente de auto-correlação ρ_k versus k é chamado de função de auto-correlação $\{\rho_k\}$ do processo.

Sendo a covariância $cov[z_t, z_{t+k}] = cov[z_{t-k}, z_t]$ então $\gamma_k = \gamma_{-k}$ e portanto $\rho_k = \rho_{-k}$, o que significa que a função de auto-correlação é necessariamente simétrica.

Apêndice C

Análise de Clusters

A análise de clusters é um processo de particionamento de dados em grupos (clusters), de acordo com as características desses dados e o objetivo de sua aplicação (Everitt, 1993). De uma forma geral, o objetivo da análise de clusters é diminuir a variação entre elementos de cada grupo enquanto maximiza a diferença entre os grupos.

Existe, basicamente, duas formas de fazer o agrupamento dos dados neste caso: métodos de aglomeração, onde é feito o agrupamento de n elementos em g grupos e métodos de divisão, onde um grupo de n elementos é separado em g grupos. A similaridade entre os elementos no processo de agrupamento pode ser medida como (Everitt, 1993):

- Distância Euclidiana: $\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2$
- City Block: $\sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}|^2$
- Canberra Metric: $\sum_{k=1}^p \frac{|x_{ik} - x_{jk}|}{(x_{ik} + x_{jk})}$
- Separação Angular: $\sum_{k=1}^p \frac{x_{ik}x_{jk}}{\left(\sum_{k=1}^p x_{ik}^2 x_{jk}^2\right)^{1/2}}$

onde, $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ representa o elemento i .

A distância entre dois grupos pode ser definida de diferentes formas, tal como:

- Método dos vizinhos mais próximos: a distância entre grupos é definida como a menor distância entre pares de indivíduos pertencentes um a cada grupo;
- Métodos dos vizinhos mais distantes: a distância entre grupos é definida como a máxima distância entre pares de indivíduos pertencentes um a cada grupo;
- Método dos centróides: a distância entre grupos é a dada pela distância média entre todos os pares de indivíduos dos dois grupos.

No processo de ramificação da árvore de cenários, apresentado em 5.5.3, os desvios semelhantes são agrupados através de um método de aglomeração. A medida de similaridade adotada é a distância Euclidiana entre os elementos. A distância entre grupos é definida pelo método dos vizinhos mais distantes. O elemento representativo de cada grupo é o elemento médio de todos elementos do grupo. A seguir é apresentado o algoritmo utilizado neste caso.

• **Algoritmo**

Seja C_1, C_2, \dots, C_n grupos formados por um único elemento.

$k = 1$;

Passo 1: Calcular as distâncias entre os elementos de cada grupo:

$$D_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ d_{21} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ d_{31} & d_{32} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & & & & \ddots & \dots & \vdots \\ d_{(n-1)1} & d_{(n-1)2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ d_{n1} & d_{n2} & 0 & 0 & \dots & d_{n(n-1)} & 0 \end{pmatrix}$$

onde, d_{ij} representa a distância entre o elemento i e o elemento j . A matriz D_1 tem dimensão $(n \times n)$.

Passo 2: Calcular a menor distância entre os elementos na matriz D_k . Os elementos de menor distância determinam um grupo e a matriz D_{k+1} passa a ter dimensão $(n - k) \times (n - k)$. A distância entre o grupo formado e os outros grupos é dado pelo método dos vizinhos mais distantes.

$k = k + 1$. Se k é igual ao número de grupos desejados, então o processo de agrupamento é finalizado, caso contrário o algoritmo volta para o passo 2.