



**Universidade Estadual de Campinas**  
**Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação**  
**Departamento de Engenharia de Sistemas**

**Sistema de Inferência Nebulosa Aplicado ao Planejamento da  
Operação Hidrotérmica de Médio Prazo**

**Autor:** Bruno Monte

**Orientador:** Prof. Dr. Secundino Soares Filho

**Dissertação de Mestrado:** apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Energia Elétrica

**Banca Examinadora**

Prof. Dr. Secundino Soares Filho.....DENSIS / FEEC / UNICAMP

Prof. Dr. Takaaki Ohishi.....DENSIS / FEEC / UNICAMP

Dr. Donato da Silva Filho.....Energias do Brasil - EDP

Campinas, janeiro de 2009

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

M764s Monte, Bruno  
Sistema de inferência nebulosa aplicado ao planejamento da operação hidrotérmica de médio prazo / Bruno Monte. --Campinas, SP: [s.n.], 2009.

Orientador: Secundino Soares Filho.  
Dissertação de Mestrado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas de energia elétrica. 2. Usinas hidrelétricas. 3. Logica difusa. 4. Otimização matemática. 5. Simulação (Computadores). I. Soares Filho, Secundino. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Título em Inglês: Fuzzy inference systems approach for long term hydrothermal scheduling

Palavras-chave em Inglês: Hydrothermal Scheduling, Hydroelectric power generation, Power systems, Fuzzy neural networks, Optimization methods

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Donato da Silva Filho, Takaaki Ohishi

Data da defesa: 27/01/2009

Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

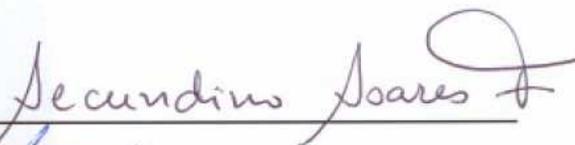
## COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

**Candidato:** Bruno Monte

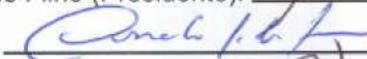
**Data da Defesa:** 27 de janeiro de 2009

**Título da Tese:** "Sistema de Inferência Nebulosa Aplicado ao Planejamento da Operação Hidrotérmica de Médio Prazo"

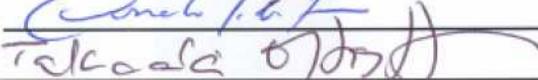
Prof. Dr. Secundino Soares Filho (Presidente):



Dr. Donato da Silva Filho:



Prof. Dr. Takaaki Ohishi:



Dedico este trabalho  
ao meu pai, Romildo;  
à minha mãe, Ana Maria;  
ao meu irmão, Daniel  
e à minha namorada Sabrina,  
as pessoas mais importantes da minha vida.

*“Se não houver frutos, valeu a beleza das flores; se não houver flores, valeu a sombra das folhas; se não houver folhas, valeu a intenção da semente”*

**Henfil**

*“O planejamento não diz respeito a decisões futuras, mas às implicações futuras de decisões presentes”*

**Peter Drucker**

# Agradecimentos

Agradeço ao Professor Secundino Soares pelo companheirismo, pela paciente orientação e pela oportunidade de trabalharmos juntos e, assim, poder compartilhar um pouco de seu vasto conhecimento.

Agradeço ao Donato da Silva Filho pela inspiração, pelo incentivo e pelas contribuições iniciais que foram importantes para a evolução deste trabalho.

Agradeço aos meus pais pelo amor, pela minha educação, pelo suporte incondicional e incentivo durante todas as etapas da minha vida.

Agradeço ao meu irmão, Daniel Monte, pelo carinho, amizade e ensinamentos, além de me representar um exemplo de dedicação e sucesso acadêmico.

Agradeço à Sabrina, pelo carinho, amor verdadeiro, companheirismo, incentivo e paciência nas horas de estudos.

Agradeço aos colegas do COSE/Unicamp, pela receptividade, pelo apoio e pelas contribuições técnicas que foram importantes no desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço aos colegas e professores da graduação da Engenharia Elétrica da Unicamp que contribuíram na minha formação profissional e pessoal, em especial ao Cléber, Marcelo e Maurício pela amizade.

Agradeço à CPFL Geração pela oportunidade e espaço concedidos que viabilizaram o desenvolvimento deste mestrado.

Agradeço aos amigos da CPFL pelo excelente convívio diário e companheirismo, em especial ao Tauries pela amizade, confiança e incentivo e ao João Miguel pelos ensinamentos no campo profissional e pessoal, pelo incentivo e inspiração para elaboração e conclusão deste trabalho, e, sobretudo, pela amizade.

# Resumo

O planejamento energético de sistemas hidrotérmicos caracteriza-se pela otimização dos recursos hidráulicos através da maximização da operação hidrelétrica e da minimização da operação térmica. Seu objetivo é garantir um atendimento à carga de maneira econômica e confiável durante todo o horizonte de estudo.

Este problema pode ser caracterizado como de natureza complexa, dado que suas características o definem como um problema de grande porte, dinâmico, estocástico e não-linear. Não obstante muitas técnicas já terem sido propostas para solução deste problema, não existe, ainda, uma metodologia unânime que aborde todas essas características com eficiência. A Programação Dinâmica, que é uma das técnicas mais populares utilizadas, tem sua aplicação limitada em sistemas reais, dado que exige um elevado esforço computacional.

Neste trabalho, foi proposta uma metodologia alternativa para abordagem do planejamento da operação de médio prazo de sistemas hidrotérmicos. A metodologia proposta é baseada em um Sistema de Inferência Neural-Nebulosa Adaptativo atuando em paralelo com um modelo de otimização determinístico com perfeita previsão de vazão. A informação do otimizador determinístico é utilizada no treinamento da rede, que gera uma base de regra de inferência nebulosa que reproduzirá o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada, em cada estágio, em função das variáveis de entrada estipuladas.

A performance da metodologia Neural Nebulosa proposta foi comparada com outras modelagens, como a Programação Dinâmica Determinística, a Programação Dinâmica Estocástica e o Controle de Malha Aberta, através de simulações em cinco usinas hidrelétricas do parque gerador brasileiro considerando as vazões afluentes do histórico.

Os resultados indicaram que a metodologia Neural Nebulosa proposta apresentou desempenho similar a abordagens mais tradicionais e que se configuram computacionalmente menos eficiente.

Palavras-chave: planejamento energético, rede neural nebulosa, programação dinâmica, sistemas hidrotérmicos de potência, modelos de otimização, simulação

# Abstract

The long term hydrothermal scheduling lies in the optimization of the water resource usage through the maximization of the hydroelectric production and the minimization of the thermal plants operation. Its goal is to assure an economic and reliable load supply throughout the study stages.

This problem can be characterized by exhibiting a complex nature, since its characteristics define it as a large scale, dynamic, stochastic and nonlinear problem. Although many optimization approaches have already been proposed to answer the hydrothermal scheduling problem, until now, there is no unanimous approach that is able to cope efficiently with all the problem issues. Dynamic Programming, which is one of the most commonly used techniques to deal with this problem, is limited regarding its application on real systems since its computational requirements tend to be heavy.

In this work we proposed an alternative approach to deal with the long term hydrothermal scheduling. The proposed technique is based on an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System working in parallel with a deterministic optimization model with perfect inflows forecasting. The optimal operation information is processed by the network that produces fuzzy rules describing the optimal decisions of the plant through the definition of the amount of discharge in each stage and depending on the chosen input variables.

The performance of the proposed Neuro-Fuzzy approach was compared to other policies, including Deterministic Dynamic Programming, Stochastic Dynamic Programming and Open-Loop Feedback Control, by simulation using historical inflow records of five different Brazilian hydroelectric power plants.

The results demonstrated that the Neuro-Fuzzy approach provided similar and competitive performance to less computationally efficient and commonly used policies.

Keywords: power generation scheduling, fuzzy neural networks, dynamic programming, hydrothermal power generation, optimization methods, simulation

# Sumário

Lista de Figuras .....	xi
Lista de Tabelas .....	xv
Capítulo 1 .....	1
Introdução.....	1
1.1    O Sistema Elétrico Brasileiro .....	1
1.1.1 Parque Gerador Brasileiro .....	5
1.1.2 Sistema Interligado Nacional .....	9
1.2    O Planejamento e Coordenação da Operação Hidrotérmica.....	13
1.3    Objetivos .....	18
1.4    Organização do Trabalho .....	19
Capítulo 2 .....	21
Metodologia .....	21
2.1    Produção Hidrelétrica.....	21
2.2    Formulação do Problema de Otimização Hidrotérmica.....	24
2.3    Sistemas de Inferência Neural Nebulosa Adaptativos .....	29
2.3.1 Sistemas Nebulosos.....	29
Sistema de Inferência Nebulosa .....	32
2.3.2 Redes Neurais Nebulosas .....	37
2.3.3 Sistemas de Inferência Neural Nebulosa Adaptativos .....	39
2.4    Políticas Operativas.....	42
2.4.1 Política Operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa.....	44
2.4.2 Política Operativa baseada em Programação Dinâmica.....	45
Programação Dinâmica Determinística.....	48
Programação Dinâmica Estocástica .....	48
2.4.3 Política Operativa baseada em Controle em Malha Aberta .....	51
Capítulo 3 .....	53
Estudo de Casos .....	53
3.1    Ambiente de Simulação .....	53
3.2    Testes Realizados .....	54
3.3    Resultados .....	67

Capítulo 4 .....	107
Conclusões .....	107
Referências Bibliográficas .....	111

# Lista de Figuras

Figura 1.1 – Diagrama da estrutura Institucional do SEB [6].....	5
Figura 1.2 – Potencial tecnicamente aproveitável para geração de energia hidrelétrica - 1999 [8].	6
Figura 1.3 – Evolução do potencial hidrelétrico brasileiro total e utilizado [9].....	7
Figura 1.4 – Geração líquida de energia hidrelétrica no ano de 2006 [10].....	7
Figura 1.5 –Matriz Elétrica do Brasil e do Mundo (% de Energia Gerada) – Ano 2006 [10] .....	8
Figura 1.6 –Matriz de energia elétrica do Brasil.....	8
Figura 1.7 – Representação do Sistema Interligado Nacional .....	10
Figura 1.8 – Relação entre a ENA média mensal e ENA média anual para as regiões do SIN.....	12
Figura 1.9 – Dilema do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos .....	14
Figura 1.10 – Cadeia de Planejamento Energético do SIN .....	15
Figura 2.1 – Esquemático de uma usina hidrelétrica e suas principais variáveis.....	23
Figura 2.2 – Função de pertinência na forma triangular .....	31
Figura 2.3 – Exemplo de funções de pertinência representando a variável vazão afluente .....	33
Figura 2.4 – Diagrama de blocos de sistema de inferência nebulosa genérico [34] .....	33
Figura 2.5 – Modelo genérico de um sistema de inferência nebulosa do tipo Sugeno [40] .....	35
Figura 2.6 – Exemplo do modelo de inferência nebulosa do tipo Sugeno [34] .....	35
Figura 2.7 – (a) Sistema Nebulosos tipo Sugeno de primeira ordem com duas entradas; (b) Sistema ANFIS equivalente [34].....	41
Figura 2.8 – Fluxograma do processo de implementação da política Operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa .....	45
Figura 2.9 – Fluxograma do processo genérico de uma política de Programação Dinâmica .....	47
Figura 2.10 – Esquemático da decisão no estágio $t-1$ para a PDD [25].....	48
Figura 2.11 – Esquemático da decisão no estágio $t-1$ para a PDEM [25].....	50
Figura 2.12 – Fluxograma do processo de implementação da política Operativa baseada em Controle em Malha Aberta.....	52
Figura 3.1 – Disposição dos aproveitamentos nas Bacias Hidrográficas da região Sul.....	56
Figura 3.2 – Curva Cota x Volume – UHE Barra Grande .....	57
Figura 3.3 – Curva Cota x Volume – UHE Machadinho .....	58

Figura 3.4 – Curva Cota x Volume – UHE Emborcação .....	59
Figura 3.5 – Curva Cota x Volume – UHE Sobradinho.....	60
Figura 3.6 – Curva Cota x Volume – UHE Tucuruí .....	62
Figura 3.7 – Tabela de decisão da PDEM para o mês de setembro na UHE Barra Grande .....	65
Figura 3.8 – Frequência das vazões para o mês de setembro na UHE Barra Grande .....	66
Figura 3.9 – Ajuste das vazões para o mês de setembro na UHE Barra Grande .....	66
Figura 3.10 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Barra Grande .....	69
Figura 3.11 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Barra Grande ..	70
Figura 3.12 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Barra Grande.....	72
Figura 3.13 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Barra Grande, em termos de custo e geração médios .....	74
Figura 3.14 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Barra Grande.....	75
Figura 3.15 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Barra Grande .....	75
Figura 3.16 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio seco .....	76
Figura 3.17 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio médio .....	76
Figura 3.18 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio úmido .....	77
Figura 3.19 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Machadinho.....	79
Figura 3.20 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da Machadinho .....	80
Figura 3.21 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Machadinho .....	82
Figura 3.22 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Machadinho.....	82
Figura 3.23 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Emborcação.....	84
Figura 3.24 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Emborcação ....	85

Figura 3.25 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Emborcação .....	86
Figura 3.26 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Emborcação, em termos de custo e geração médios .....	88
Figura 3.27 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Emborcação .....	89
Figura 3.28 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Emborcação .....	89
Figura 3.29 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio seco .....	90
Figura 3.30 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio médio .....	90
Figura 3.31 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio úmido .....	91
Figura 3.32 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Sobradinho .....	93
Figura 3.33 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Sobradinho.....	93
Figura 3.34 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Sobradinho .....	94
Figura 3.35 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Sobradinho, em termos de custo e geração médios.....	96
Figura 3.36 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Sobradinho .....	96
Figura 3.37 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Sobradinho .....	97
Figura 3.38 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio seco .....	98
Figura 3.39 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio médio.....	98
Figura 3.40 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio úmido .....	99
Figura 3.41 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Tucuruí.....	101

Figura 3.42 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Tucuruí .....	101
Figura 3.43 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Tucuruí .....	102
Figura 3.44 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Tucuruí.....	104
Figura 3.45 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Tucuruí .....	104
Figura 3.46 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio seco .....	105
Figura 3.47 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio médio .....	105
Figura 3.48 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio úmido .....	106

# Lista de Tabelas

Tabela 1.1: Princípios gerais dos três últimos modelos vigentes no Setor Elétrico Brasileiro [1].	3
Tabela 3.1: Características Operativas Relevantes – UHE Barra Grande	57
Tabela 3.2: Características Operativas Relevantes – UHE Machadinho	58
Tabela 3.3: Características Operativas Relevantes – UHE Emborcação	59
Tabela 3.4: Características Operativas Relevantes – UHE Sobradinho	60
Tabela 3.5: Características Operativas Relevantes – UHE Tucuruí	61
Tabela 3.6: Biênios para apresentação das trajetórias de V.U. e Geração Mensal – Região Sul	68
Tabela 3.7: Biênios para apresentação das trajetórias de V.U. e Geração Mensal – Região Sudeste, Nordeste e Norte	68
Tabela 3.8: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Barra Grande	72
Tabela 3.9: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Barra Grande	74
Tabela 3.10: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Machadinho	80
Tabela 3.11: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Machadinho	81
Tabela 3.12: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Emborcação	87
Tabela 3.13: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Emborcação	88
Tabela 3.14: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Sobradinho	94
Tabela 3.15: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Sobradinho	95
Tabela 3.16: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Tucuruí	102

Tabela 3.17: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE

Tucuruí .....103

# Capítulo 1

## Introdução

Neste capítulo é apresentada uma resenha do Sistema Elétrico Brasileiro (SEB), com foco na análise das principais características do parque gerador nacional de modo a contextualizar o problema do planejamento da operação energética e seus desafios.

Adicionalmente, são avaliadas as etapas do planejamento energético do Setor Elétrico e os métodos atualmente aplicados na coordenação da operação hidrotérmica do Sistema Interligado Nacional.

Por fim, são apresentados os objetivos deste trabalho e a organização dos capítulos.

### 1.1 O Sistema Elétrico Brasileiro

O Setor Elétrico Brasileiro (SEB) apresenta características próprias que o diferenciam de qualquer outro sistema elétrico no mundo e fazem com que a definição de um modelo setorial sustentável e perene se configure em uma tarefa complexa e desafiadora. Dentre as principais particularidades do SEB, pode-se destacar a expressiva predominância hidrelétrica no parque gerador, as dimensões continentais do país e as grandes distâncias entre os potenciais hidrelétricos e as principais regiões de consumo, a distribuição geográfica esparsa dos recursos energéticos do país, a dimensão da rede de transmissão e do sistema interligado, além da presença múltipla de agentes econômicos com racionalidades e interesses diferentes, por vezes, compartilhando a mesma cascata ou bacia de rio.

Neste contexto, o Setor Elétrico Brasileiro atravessou profundas mudanças estruturais e regulatórias nas últimas duas décadas que visaram, principalmente, estimular seu desenvolvimento de modo a não comprometer o atendimento à demanda do país. Antes do início da reforma do setor, cuja origem se verificou em meados da década de 1990, constatava-se que os

seus segmentos eram controlados predominantemente pelo poder público, que as empresas eram majoritariamente verticalizadas, ou seja, uma mesma empresa controlava os segmentos de geração, transmissão e distribuição, além de que a competição era inexistente.

Em 1996 foi implantado o Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (Projeto RE-SEB), coordenado pelo Ministério de Minas e Energia e cujas principais conclusões foram a necessidade do implemento da desverticalização das empresas de energia elétrica, o incentivo à competição nos segmentos de geração e comercialização e a manutenção sob regulação dos setores de distribuição e transmissão de energia elétrica, considerados como monopólios naturais, sob regulação do Estado [1].

Adicionalmente, no âmbito destas reformulações, viabilizou-se a criação de um órgão regulador, a Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, de um operador para o sistema elétrico nacional, o Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS e de um ambiente para a realização das transações de compra e venda de energia elétrica, o Mercado Atacadista de Energia Elétrica – MAE, que posteriormente, seria rebatizado de Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE.

Entretanto, as reformulações que ocorriam não eram suficientes para firmarem um marco regulatório claro a tempo de viabilizar os investimentos necessários para a expansão da capacidade de geração do setor [2]. Assim, no ano de 2001, em função da citada escassez de investimento somada ao ciclo hidrológico desfavorável que se configurava [3] o setor elétrico sofreu uma grave crise de abastecimento que culminou em um plano de racionamento de energia elétrica. Esse acontecimento gerou uma série de questionamentos sobre os rumos que o setor elétrico estava trilhando e, assim, foi instituído, em 2002, o Comitê de Revitalização do Modelo do Setor Elétrico, cujo objetivo era adequar o processo de reformulação do setor e cujo trabalho resultou em um conjunto de propostas de alterações no setor elétrico que foram implementadas, principalmente, durante os anos de 2003 e 2004, quando o Governo Federal lançou as bases regulatórias do novo modelo para o Setor Elétrico Brasileiro.

O novo marco regulatório do setor elétrico brasileiro teve como princípio, o estabelecimento de regras claras, estáveis e transparentes que possibilitariam a efetiva garantia do suprimento para o mercado e a expansão permanente das atividades dos seguimentos do setor, sendo tal expansão vinculada à segurança e à busca da justa remuneração para os investimentos, assim como à universalização do acesso e do uso dos serviços e à busca pela modicidade tarifária [4].

Em termos institucionais, o novo modelo definiu a criação de uma instituição responsável pelo planejamento do setor elétrico de longo prazo, a Empresa de Pesquisa Energética - EPE, uma instituição com a função de avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica, o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico – CMSE, e uma instituição para dar continuidade às atividades do MAE, relativas à comercialização de energia elétrica no sistema interligado, a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE [1].

De modo a introduzir os princípios dos três últimos modelos vigentes no Setor Elétrico Brasileiro, a Tabela 1.1 ilustra as principais características gerais de cada um.

Tabela 1.1: Princípios gerais dos três últimos modelos vigentes no Setor Elétrico Brasileiro [1].

Modelo Antigo (até 1995)	Modelo de Livre Mercado (1995 a 2003)	Novo Modelo (2004)
Financiamento através de recursos públicos	Financiamento através de recursos públicos e privados	Financiamento através de recursos públicos e privados
Empresas verticalizadas	Empresas divididas por atividade: geração, transmissão, distribuição e comercialização	Empresas divididas por atividade: geração, transmissão, distribuição, comercialização, importação e exportação.
Empresas predominantemente Estatais	Abertura e ênfase na privatização das Empresas	Convivência entre Empresas Estatais e Privadas
Monopólios - Competição inexistente	Competição na geração e comercialização	Competição na geração e comercialização
Consumidores Cativos	Consumidores Livres e Cativos	Consumidores Livres e Cativos
Tarifas reguladas em todos os segmentos	Preços livremente negociados na geração e comercialização	No ambiente livre: Preços livremente negociados na geração e comercialização. No ambiente regulado: leilão e licitação pela menor tarifa
Mercado Regulado	Mercado Livre	Convivência entre Mercados Livre e Regulado
Planejamento Determinativo - Grupo Coordenador do Planejamento dos Sistemas Elétricos (GCPS)	Planejamento Indicativo pelo Conselho Nacional de Política Energética (CNPE)	Planejamento pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE)
Contratação: 100% do Mercado	Contratação: 85% do mercado (até agosto/2003) e 95% mercado (até dez./2004)	Contratação: 100% do mercado + reserva
Sobras/déficits do balanço energético rateados entre compradores	Sobras/déficits do balanço energético liquidados no MAE	Sobras/déficits do balanço energético liquidados na CCEE. Mecanismo de Compensação de Sobras e Défis (MCSD) para as Distribuidoras.

Ainda com relação à estrutura do SEB, a Figura 1.1 apresenta esquemático com as instituições que compõe a estrutura do Setor. Pode-se resumir as atribuições de cada instituição da seguinte forma [5]:

O *Conselho Nacional de Política Energética – CNPE* é o órgão de assessoramento do Presidente da República para a formulação de políticas nacionais e diretrizes de energia voltadas, entre seus objetivos, para o aproveitamento racional dos recursos energéticos do país, a revisão periódica da matriz energética e o estabelecimento de diretrizes para programas específicos. É órgão interministerial presidido pelo Ministro de Minas e Energia – MME.

O *Ministro de Minas e Energia - MME* encarrega-se da formulação, do planejamento e da implementação de ações do governo federal no âmbito da política energética nacional.

A *Empresa de Pesquisa Energética – EPE* é uma empresa pública federal dotada de personalidade jurídica de direito privado e vinculada ao MME. Tem por finalidade prestar serviços na área de estudos e pesquisas destinadas a subsidiar o planejamento do setor energético. Elabora os planos de expansão da geração e transmissão da energia elétrica.

O *Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico – CMSE* é constituído no âmbito do MME e está sob sua coordenação direta, com a função principal de acompanhar e avaliar permanentemente a continuidade e a segurança do suprimento eletroenergético em todo o território nacional.

A *Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE* é uma pessoa jurídica de direito privado, sem fins lucrativos, sob regulação e fiscalização da Agência Nacional de Energia Elétrica para administrar os contratos de compra e venda de energia elétrica, sua contabilização e liquidação.

A *Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL* é uma autarquia sob regime especial, vinculada ao MME, que tem a finalidade de regular e fiscalizar a produção, a transmissão, a distribuição e a comercialização de energia elétrica, em conformidade com as políticas e diretrizes do governo federal.

O *Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS*, por sua vez, é uma associação civil de direito privado, sem fins lucrativos, autorizado a executar as atividades de coordenação e controle da operação da geração e da transmissão de energia elétrica, no âmbito do SIN.



Figura 1.1 – Diagrama da estrutura Institucional do SEB [6]

### 1.1.1 Parque Gerador Brasileiro

O parque gerador brasileiro caracteriza-se, fundamentalmente, pela significativa predominância dos recursos hidráulicos em sua matriz de energia elétrica. O Brasil é um país de dimensões continentais cujas características físicas de clima e relevo favoreceram a formação de um privilegiado potencial hídrico. O país detém uma das maiores reservas de água doce do mundo, a qual configura-se em rios abundantes, perenes e que compõem bacias hidrográficas de longas extensões. Grande parte desses rios escoam suas águas sobre planaltos e depressões, o que contribui para caracterização de seu elevado potencial hidráulico

A contribuição da energia hidráulica na matriz energética nacional, segundo o Balanço Energético Nacional (2008) [7], é da ordem de 15%, participando com mais de 80% de toda a energia elétrica gerada no País. Segundo [8], apesar da tendência de aumento de outras fontes, devido a restrições socioeconômicas e ambientais de projetos hidrelétricos e aos avanços tecnológicos no aproveitamento de fontes não-convencionais, tudo indica que a energia hidráulica continuará sendo, por muitos anos, a principal fonte geradora de energia elétrica do Brasil. Embora os maiores potenciais remanescentes estejam localizados em regiões com fortes restrições ambientais e distantes dos principais centros consumidores, estima-se que, nos

próximos anos, pelo menos 50% da necessidade de expansão da capacidade de geração seja de origem hídrica.

O potencial hidráulico brasileiro é comparável a poucas outras regiões do mundo. Basicamente, pode-se destacar a América do Norte e a Ásia como regiões com reservas hídricas para geração de energia elétrica de dimensões proporcionais às reservas brasileiras. A Figura 1.2 ilustra a composição mundial dos maiores potenciais tecnicamente aproveitáveis para geração de energia elétrica.

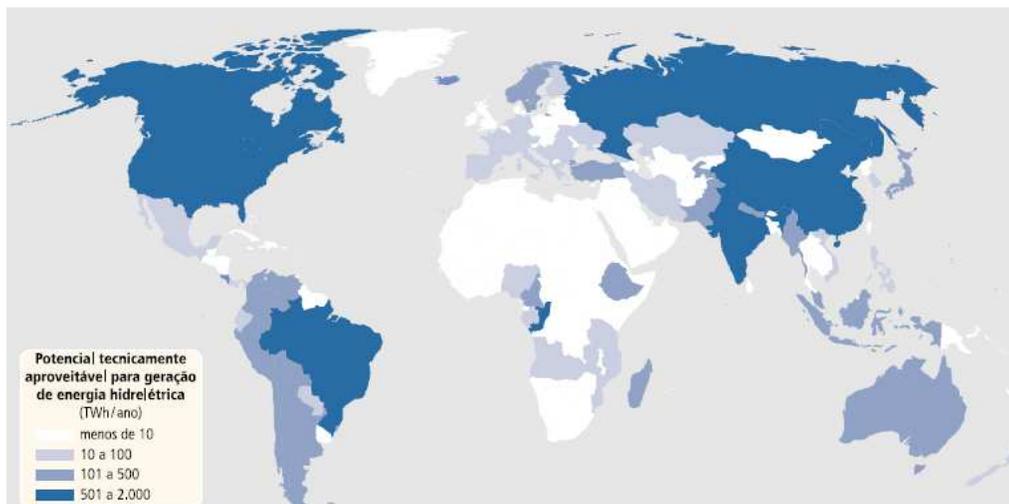


Figura 1.2 – Potencial tecnicamente aproveitável para geração de energia hidrelétrica - 1999 [8]

No Brasil, estima-se um potencial hidrelétrico da ordem de 260 GW, sendo que a região Norte representa aproximadamente 40% deste montante. Entretanto, calcula-se que apenas 28% deste potencial nacional tenha sido explorado até o presente momento. Esta exploração se deu, principalmente nas regiões Sudeste/Centro-Oeste, Sul e Nordeste. A região Norte, em função, sobretudo, das elevadas distâncias aos principais centros de consumo e presença de entraves ambientais que limitaram sua expansão até então, oferece, ainda, elevado potencial hidrelétrico a ser explorado, o qual é estimado em cerca de 90% de seu potencial, isto é, aproximadamente, 100 GW.<sup>1</sup>

A Figura 1.3 apresenta a evolução histórica de 1970 a 2005, bem como uma estimativa até o ano de 2030, do potencial hidrelétrico nacional total e a parcela explorada.

<sup>1</sup> Estimativas obtidas do Atlas de Energia Elétrica do Brasil - ANEEL, 2ª Edição (2005) e de material da Associação Brasileira das Empresas Geradoras de Energia Elétrica - ABRAGE

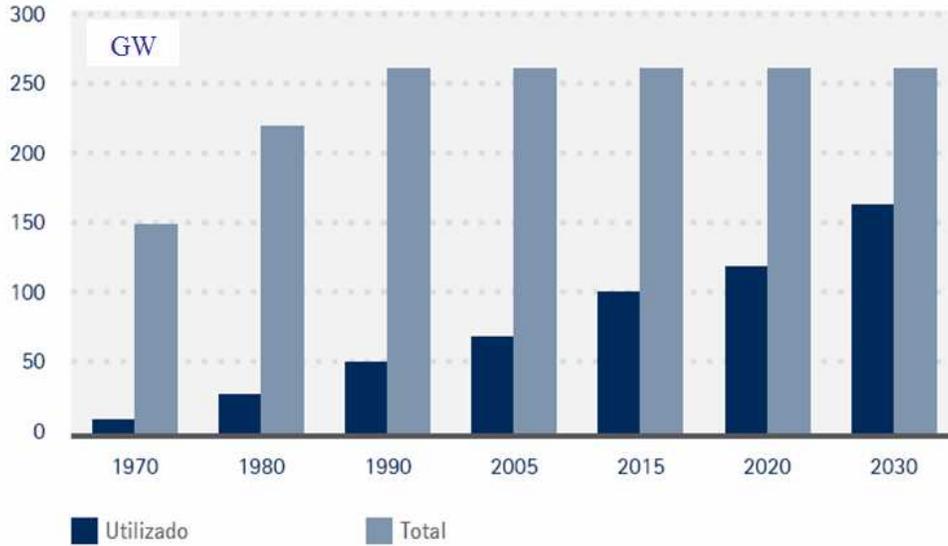


Figura 1.3 – Evolução do potencial hidrelétrico brasileiro total e utilizado [9]

Com relação à geração de energia por fonte hidrelétrica no mundo, o Brasil ocupa a terceira posição no ranking, atrás de China e Canadá, quando analisados os dados de geração do ano de 2006. A Figura 1.4 apresenta o ranking dos dez maiores países em termos de geração de energia proveniente de fonte hidrelétrica, para ano de 2006.

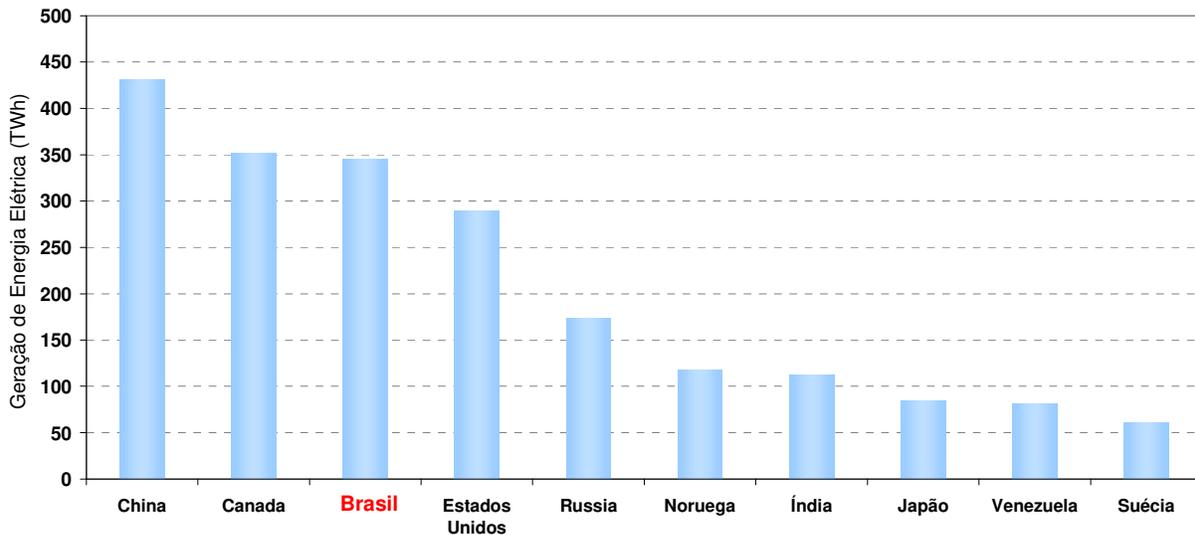


Figura 1.4 – Geração líquida de energia hidrelétrica no ano de 2006 [10]

Neste contexto, a matriz de energia elétrica nacional possui perfil bastante diferente da média mundial. Enquanto o Brasil apresenta elevada participação hidráulica e pequena participação térmica, a média mundial aponta para a predominância de plantas termelétricas, principalmente

as térmicas a Carvão. A Figura 1.5 apresenta uma comparação entre as matrizes de energia elétrica do Brasil e do Mundo quando avaliada a geração de energia elétrica no ano de 2006. A Figura 1.6 ilustra detalhadamente a matriz de energia elétrica, em termos de capacidade instalada, do Brasil em outubro de 2008. É importante ressaltar que os valores atribuídos à importação da Argentina e Uruguai encontram-se indisponíveis em função da condição energética desfavorável que se configura nestes dois países.

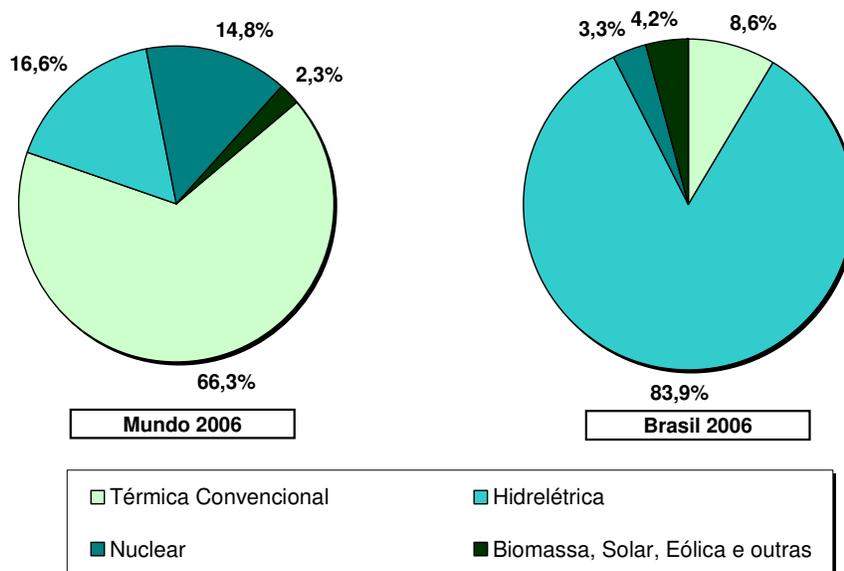


Figura 1.5 –Matriz Elétrica do Brasil e do Mundo (% de Energia Gerada) – Ano 2006 [10]

Tipo		Capacidade Instalada			Total			
		N.º de Usinas	(MW)	%	N.º de Usinas	(MW)	%	
<b>Hidrelétrica</b>		706	77.526	70,2	706	77.526	70,2	
<b>Termelétricas</b>	Petróleo	Óleo Diesel	595	3.284	3,0	617	4.657	4,2
		Óleo Residual	22	1.373	1,2			
	Gás	Natural	85	10.588	9,6	114	11.769	10,7
		Processo	29	1.181	1,1			
	Carvão Mineral	Carvão Mineral	8	1.455	1,3	8	1.455	1,3
	Biomassa	Bagaco de Cana	252	3.376	3,1	300	4.531	4,1
		Licor Negro	13	859	0,8			
		Madeira	28	233	0,2			
		Biogás	3	42	0,0			
		Casca de Arroz	4	21	0,0			
Nuclear		2	2.007	1,8	2	2.007	1,8	
<b>Eólica</b>		17	273	0,3	17	273	0,3	
<b>Importação</b>	Paraguai		5.650	5,1	8.170	8.170	7,4	
	Argentina		2.250	2,0				
	Venezuela		200	0,2				
	Uruguai		70	0,1				
<b>Total</b>		<b>1.764</b>	<b>110.388</b>	<b>100</b>	<b>1.764</b>	<b>110.388</b>	<b>100</b>	

Figura 1.6 –Matriz de energia elétrica do Brasil<sup>2</sup>

<sup>2</sup> Dados obtidos do Banco de Informações de Geração – BIG da ANEEL, consultados no dia 27/10/2008

## 1.1.2 Sistema Interligado Nacional

O Sistema Interligado Nacional (SIN) corresponde à denominação dada ao sistema brasileiro de geração e consumo de energia elétrica cuja rede de transmissão permite a transferência de energia entre as diversas regiões do país. O SIN representa aproximadamente 98% do mercado de energia elétrica brasileiro. Cerca de 2% da carga de energia nacional, localizado, em sua maioria, na região amazônica, ainda não está interligado ao restante do país e, portanto, são denominados sistemas isolados. Estas regiões que correspondem a aproximadamente 45% do território nacional são atendidas basicamente por usinas térmica a óleo e devem ser integradas ao SIN nos próximos anos. Como visto anteriormente, a capacidade instalada de geração do SIN é composta, principalmente, por usinas hidrelétricas distribuídas em doze bacias hidrográficas nas diferentes regiões do país. Essas bacias, integradas aos sistemas de transmissão, possibilitam o suprimento do mercado consumidor. As usinas térmicas, muitas vezes localizadas nas proximidades dos centros de carga, desempenham papel de complementação à energia hidráulica gerada e contribuem para a segurança energética do SIN. Em períodos de condições hidrológicas desfavoráveis, as usinas térmicas são despachadas, permitindo o armazenamento de água nos reservatórios das usinas hidrelétricas, para assegurar o atendimento futuro [5]. A Figura 1.7 apresenta uma ilustração do SIN com representação das principais bacias e da rede de transmissão que compõe a Rede Básica<sup>3</sup>.

O ONS é a entidade responsável para gerir e executar as atividades de coordenação e controle da operação da geração e da transmissão de energia elétrica, no âmbito do SIN. Segundo consta em [5], a coordenação da operação do SIN está embasada na (i) interdependência operativa entre as usinas, na (ii) interconexão dos sistemas elétricos e na (iii) integração dos recursos de geração e transmissão, as quais serão detalhadas na seqüência.

A interdependência operativa resulta do aproveitamento conjunto dos recursos hidrelétricos, por meio da construção e da operação de usinas e reservatórios localizados em cascata nos rios de várias bacias hidrográficas. Dessa forma, a operação de determinada usina não só depende das vazões liberadas a montante por outras usinas – eventualmente pertencentes a outras empresas – como também afeta as usinas a jusante.

---

<sup>3</sup> Rede de transmissão acima de 230kV cuja operação e administração é atribuição do ONS.

A interconexão dos sistemas elétricos, através da malha de transmissão, propicia a transferência de energia entre subsistemas, permite a obtenção de ganhos sinérgicos – com o uso ótimo dos recursos hidrológicos e o despacho ótimo hidrotérmico – e explora a diversidade de regime hidrológico das bacias.

A integração dos recursos de geração e transmissão permite o atendimento ao mercado com segurança e modicidade econômica.

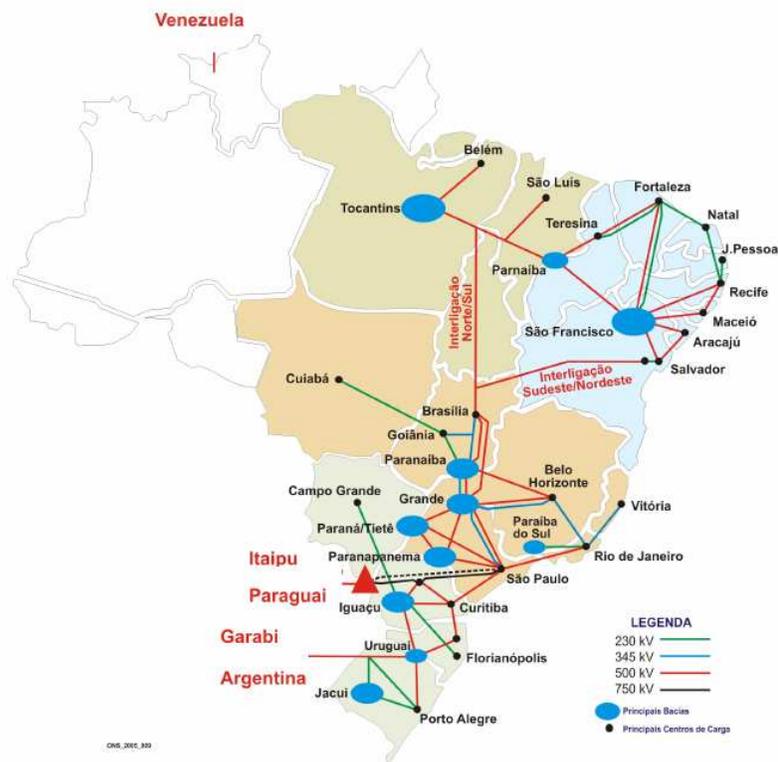


Figura 1.7 – Representação do Sistema Interligado Nacional

O SIN é composto por quatro subsistemas (também chamados de submercados ou regiões): Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. A definição desta divisão fundamentou-se nas características hidrológicas e operativas das regiões, bem como nos limites elétricos de transferência de energia entre elas. Em tese, adota-se como premissa a inexistência de restrições elétricas intra-subsistema, ou seja, uma unidade geradora pertencente ao subsistema A pode atender qualquer ponto de consumo de seu subsistema sem que haja restrição elétrica ou incremento de custo operativo. A seguir é apresentado breve relato das principais características das quatro regiões mencionadas:

- *Região Sudeste/Centro – Oeste:* Representa o maior subsistema do SIN em termos de capacidade instalada, mercado de energia e capacidade de regularização. Aproximadamente 60% da demanda brasileira se concentra nesta região. Em função da elevada demanda, nos meses de hidraulicidade baixa é dependente de importações das regiões Sul e Norte, principalmente. Apresenta perfil hidrológico complementar à região Sul e parecido ao perfil das regiões Nordeste e Norte, ou seja, sazonalidade marcante e meses chuvosos de novembro a abril.
- *Região Nordeste:* Apresenta mercado de energia em expansão acentuada o que o caracteriza cada vez mais como dependente de energia importada, sobretudo da região Norte. Sua operação registra elevada dependência das condições hidrológicas do Rio São Francisco e da regularização da UHE Sobradinho. Apresenta perfil hidrológico parecido ao perfil das regiões Sudeste/CO e Norte, ou seja, sazonalidade marcante e meses chuvosos de novembro a abril.
- *Região Norte:* Região composta basicamente pela UHE Tucuruí que apresenta capacidade instalada duas vezes maior que a carga média da região. Assim, configura-se como exportador pelo período aproximado de nove meses ao ano. Em termos médios, caracteriza-se como exportador de dezembro a agosto de cada ano. Com relação ao seu perfil hidrológico, configura-se parecido às regiões Sudeste/CO e Nordeste.
- *Região Sul:* Região com mercado do porte da região Nordeste, ou seja, cerca de 15% da carga de energia do SIN. Caracteriza-se pela reduzida capacidade de armazenamento e expressiva variabilidade hidrológica, que faz com que a sazonalidade seja pouco definida nesta região. Mesmo assim, pode-se verificar uma complementaridade entre seu perfil hidrológico e o das demais regiões do SIN. Neste contexto, sua operação é fortemente dependente da capacidade de transferência de energia com a região Sudeste, de modo que quando da ocorrência de meses chuvosos o excedente energético deve ser escoado para o Sudeste, evitando-se, assim, vertimentos turbináveis. E quando da ocorrência dos meses secos, o intercâmbio do Sudeste é fundamental para garantia do abastecimento energético da região.

Para ilustrar a complementaridade hidrológica dos subsistemas, a Figura 1.8 apresenta os valores da relação entre a Energia Natural Afluente (ENA) média mensal pela ENA média anual para as quatro regiões. É importante citar que a complementaridade é evidenciada em função de situações peculiares de cada região.

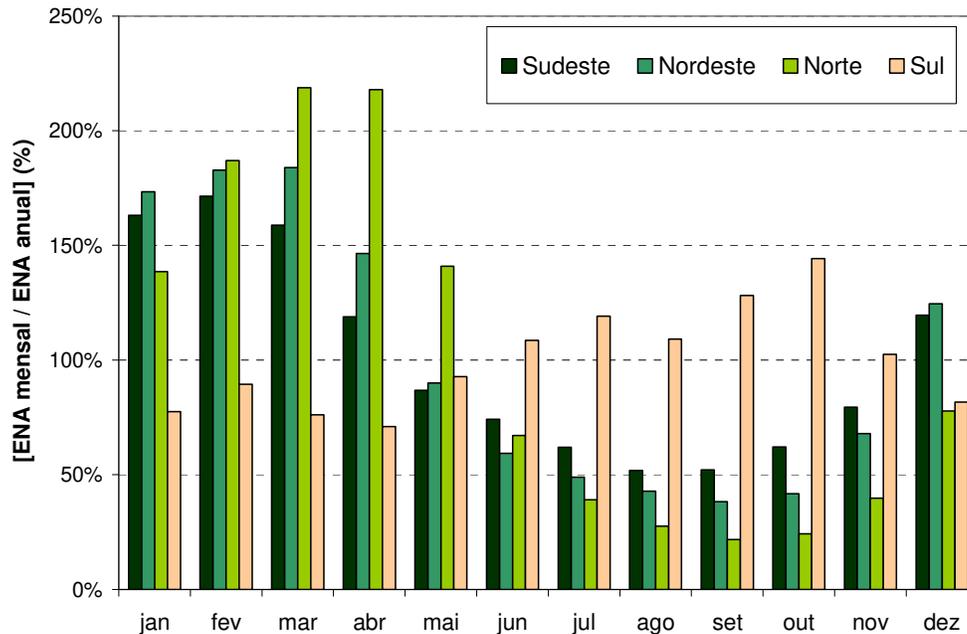


Figura 1.8 – Relação entre a ENA média mensal e ENA média anual para as regiões do SIN

Há que se destacar uma das principais características operativas do SIN, qual seja a complementaridade hidrológica das diversas bacias hidrográficas que são otimizadas por meio do sistema de transmissão do SIN que viabiliza as transferências de energia entre as regiões e promove uma significativa flexibilidade operacional, com vistas a reduzir a probabilidade de déficits de energia, a necessidade de complementação térmica ou mesmo a evitar os vertimentos de excedentes turbináveis nos subsistemas exportadores.

Além disso, destaca-se a elevada capacidade de regularização do parque hidráulico do sistema que, mesmo tendo apresentado redução nos últimos anos devido, principalmente, às restrições ambientais impostas na construção de grandes reservatórios, permite uma regularização anual, ou mesmo plurianual, que é fundamental na garantia do suprimento energético do sistema.

Assim, diferentemente de sistemas térmicos ou sistemas hidrotérmicos com baixa regularização de vazões afluentes, no SIN, decisões operativas presentes afetam as condições operativas futuras, à medida que o uso maior dos estoques de água armazenada, em detrimento da

geração térmica complementar, pode comprometer o suprimento no futuro, que dependerá do comportamento do ciclo hidrológico.

Neste contexto, o processo de tomada de decisão do SIN é conduzido por meio de uma cadeia de planejamento e coordenação da operação hidrotérmica que através do suporte de modelos de otimização visa otimizar os recursos energéticos do sistema.

## **1.2 O Planejamento e Coordenação da Operação Hidrotérmica**

O planejamento energético e a coordenação da operação de sistemas hidrotérmicos caracterizam-se pela otimização dos recursos hidráulicos por meio da minimização da complementação termelétrica, com vistas a garantir um atendimento à carga de maneira econômica e confiável durante todo o horizonte de estudo. Fundamentalmente, o planejamento energético de médio prazo busca determinar a estratégia de operação para o período em análise, definindo uma seqüência de decisões de geração hidráulica e térmica a serem despachadas que resulta no menor custo de atendimento pleno à demanda [11].

Há que se destacar a complexidade desta tarefa de coordenação da operação energética do SIN, a qual se configura devido às dimensões do sistema brasileiro, suas características hidrológicas, elevada capacidade de regularização, interdependência operativa dos aproveitamentos e demais características elucidadas na seção anterior, além das características intrínsecas ao problema de planejamento da operação de reservatórios, quais sejam a presença de relações não lineares, configuração dinâmica, acoplamento temporal e espacial das decisões e presença de incertezas, principalmente, quanto às vazões futuras [12].

Com relação à complexidade do problema relativa à incerteza da vazão afluente e ao acoplamento temporal citados acima, a Figura 1.9 apresenta um diagrama que ilustra o dilema do compromisso entre usar água, ou seja, gerar energia por meio das hidrelétricas, ou armazená-la.

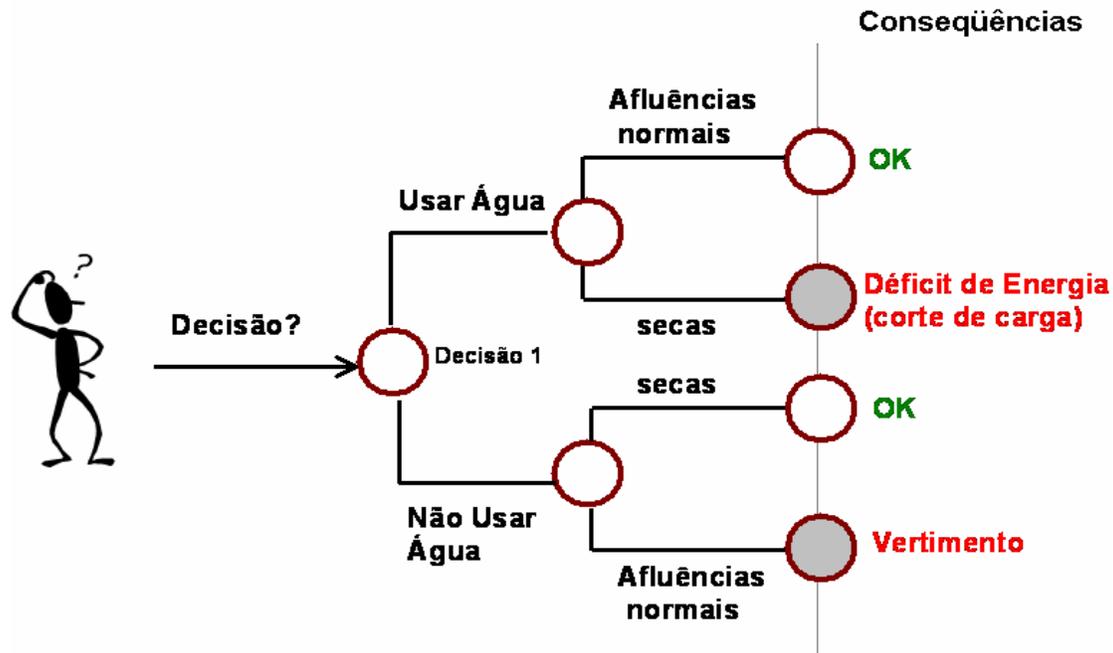


Figura 1.9 – Dilema do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos

Neste contexto, o planejamento da operação do SIN foi estruturado com base em uma cadeia de coordenação do despacho hidrotérmico, que consiste na fragmentação do problema do planejamento em etapas com horizontes distintos para, assim, permitir a consideração adequada dos aspectos mais significativos da representação do problema em cada horizonte de análise. Assim, por exemplo, na etapa de médio prazo, em que o objetivo é definir a estratégia de operação mensal do sistema e a alocação de geração entre os subsistemas, não é necessário um detalhamento da rede transmissão, que pode ser representada por inequações de limite de intercâmbio entre regiões, sem prejudicar a definição da estratégia operativa e permitindo uma melhor eficiência computacional. Da mesma forma, a caracterização da aleatoriedade das afluições configura-se importante no horizonte de médio prazo, enquanto que em um horizonte curto, como na programação diária da operação, sua estocasticidade pode ser suprimida e as vazões podem ser fixadas em um cenário determinístico.

A divisão do problema do planejamento do SIN foi realizada por meio da definição de três etapas de estudos com horizontes diferentes e considerando uma cadeia de modelos de otimização acoplados. A gestão e implementação das etapas desta cadeia de planejamento é atribuição do ONS, que procura realizar suas atividades em conjunto com os Agentes do Setor.

A Figura 1.10 apresenta a cadeia do planejamento e programação energética do SIN com as três etapas de estudos definidas.

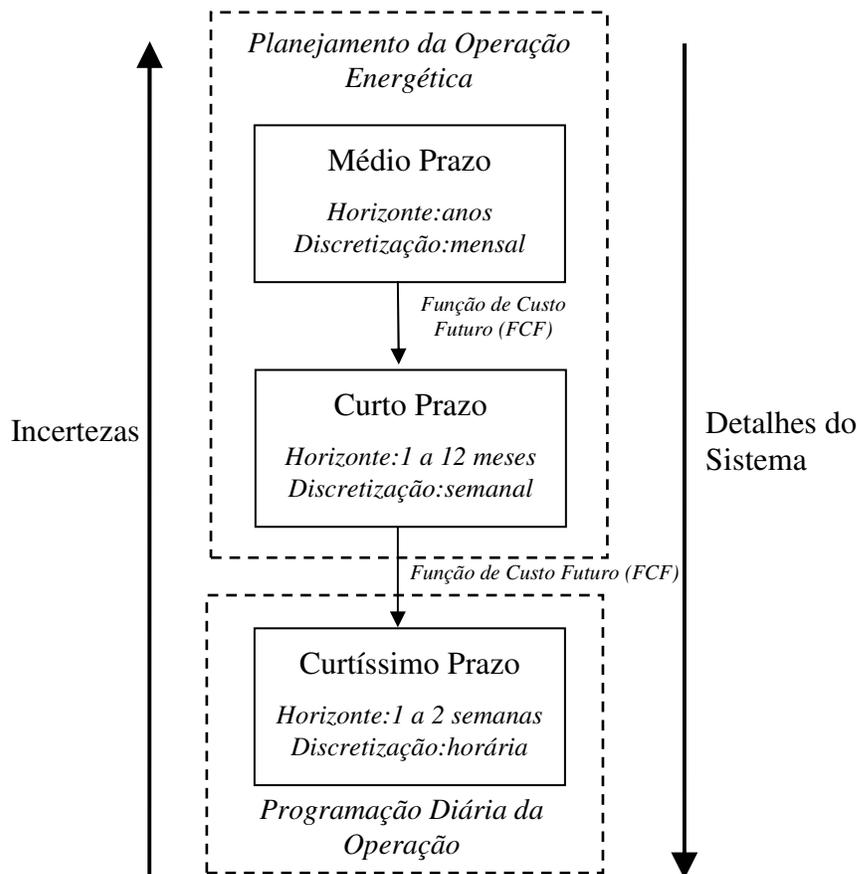


Figura 1.10 – Cadeia de Planejamento Energético do SIN

A etapa de estudos de *Médio Prazo* foi definida com um horizonte de 5 anos e discretização mensal. Nesta etapa, cujo objetivo principal é a determinação da estratégia de mínimo custo de operação do sistema com decisões de geração térmica, geração hidráulica e intercâmbio, optou-se por viabilizar uma representação detalhada das incertezas das afluências ao custo de impor importantes simplificações no detalhamento do sistema modelado, como, por exemplo, a representação do parque hidrelétrico através da agregação das usinas em sistemas equivalentes e a linearização de características dos sistemas hidrotérmicos como a função de produção hidráulica. Com relação ao modelo computacional do planejamento de médio prazo, consta atualmente em uso pelo SEB o modelo NEWAVE, cuja modelagem se baseia na técnica de Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) [13], [14] e [15] e a função objetivo busca a minimização do custo esperado da geração térmica no horizonte que se esteja trabalhando, normalmente, de 5 anos. A formulação deste algoritmo visou a eliminação da necessidade da

discretização da variável de estado que inviabilizava a aplicação da Programação Dinâmica Estocástica (PDE) [16] para o problema do planejamento do SIN. Fundamentalmente, esta alteração foi baseada na aproximação das funções de custo de operação em um estágio ( $t$ ) qualquer até o final do horizonte de planejamento ( $T$ ) (custo futuro esperado da PDE) por funções lineares por partes. Tais aproximações, que podem ser interpretadas como cortes de Benders [17], são obtidas em um processo iterativo, de decomposições sucessivas, pelas soluções duais do problema até sua convergência segundo uma dada precisão estipulada.

Sua modelagem, que representa o parque hidrelétrico de forma agregada através dos sistemas equivalentes, é composta por quatro módulos computacionais [18]:

- Módulo de cálculo do sistema equivalente – Agrega as usinas hidrelétricas em quatro sistemas equivalentes de energia, cada qual representando um subsistema do SIN;
- Módulo de energias afluentes - Estima os parâmetros do modelo estocástico e gera séries sintéticas de energias afluentes que são utilizadas no módulo de cálculo da política de operação hidrotérmica e no módulo de simulação da operação;
- Módulo de cálculo da política de operação hidrotérmica - Determina a política de operação com vistas à minimização do custo esperado do sistema;
- Módulo de simulação da operação - Simula a operação do sistema ao longo do período de planejamento, para distintos cenários de seqüências hidrológicas,

A etapa denominada *Curto Prazo* foi, inicialmente, definida com horizonte de 12 meses, mas sua efetiva aplicação se configura com horizonte de 2 meses e discretização semanal. Nesta etapa, optou-se em adotar um maior detalhamento do sistema de geração, através da consideração da representação individualizada das usinas. Para tanto, flexibilizou-se a caracterização da incerteza das vazões, através da consideração de cenário único de vazão para o primeiro mês de otimização. Normalmente, utiliza-se modelos de previsão de vazão externos ao modelo de otimização para escolha do cenário determinístico de vazão do primeiro mês do otimizador. O acoplamento com a modelagem de médio prazo é obtido pela Função de Custo Futuro (FCF) resultante do processo de cálculo da política de operação hidrotérmica desta etapa. Basicamente, a FCF traduz em sinais econômicos o custo da utilização da água armazenada nos reservatórios. [19]. Como será detalhado no Capítulo 2, este é um parâmetro intrínseco ao processo da Programação Dinâmica e representa o custo associado às variáveis de estado do problema.

Com relação ao modelo computacional do planejamento de curto prazo, consta atualmente em uso pelo SEB o modelo DECOMP, cuja modelagem também se baseia na técnica de Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) e a FCF do modelo NEWAVE é acoplada ao último mês do horizonte de otimização.

A etapa denominada *Curtíssimo Prazo*, ou Programação da Operação, que foi definida com horizonte de até 2 semanas e discretização horária, propõe-se a determinar o despacho ótimo das usinas com vistas à minimização do custo de operação. Adota-se cenário fixo de aflúncias, com base em modelos de previsão de vazão, e a representação do sistema é detalhada, com consideração dos aspectos individuais das usinas, restrições hidráulicas e consideração da rede elétrica. Com relação ao modelo computacional da programação diária da operação, consta atualmente em avaliação pelo SEB o modelo DESSEM-PAT, cuja modelagem se baseia na técnica de Programação Dinâmica Dual Determinística (PDDD). O propósito do modelo será atuar como um sistema de suporte à decisão, para formulação de propostas de referência para a programação diária da operação [19]. Atualmente, nesta etapa, as decisões são tomadas pelo ONS em conjunto com os Agentes de geração, de maneira heurística, procurando seguir a diretriz enunciada na etapa de curto prazo.

Este trabalho, com relação às etapas da cadeia de planejamento, está focado na avaliação de políticas operativas no âmbito do planejamento energético, ou seja, nas etapas de médio e curto prazo da otimização hidrotérmica.

Os modelos de otimização do planejamento energético do SIN, apesar de apresentarem méritos com relação à aplicabilidade no sistema brasileiro e reprodutibilidade dos resultados, ainda suscitam questionamentos e preocupações do Setor, principalmente, no tocante à abordagem matemática utilizada, ao esforço computacional e tempo de processamento requeridos, a dificuldade de interpretação das relações numéricas à interface gráfica pouco desenvolvida.

Neste sentido, considera-se de grande relevância para o setor elétrico brasileiro o desenvolvimento de modelos alternativos de otimização e políticas operativas do despacho hidrotérmico que visem atender ao mercado de energia elétrica com menor custo possível e garantindo a oferta futura de recursos energéticos.

Conforme pontuou [2], o uso de modelos alternativos por vários agentes, que podem utilizar diferentes técnicas, aumenta a robustez do processo. A pluralidade de análises enriquece o

processo de planejamento e programação da operação. A comparação dos resultados de vários modelos com metodologias diferentes permite ter mais segurança e confiabilidade.

Assim, em que pese a possibilidade e a importância de aperfeiçoar os modelos oficiais, é interessante buscar novas abordagens para o problema, a fim de construir paradigmas que, certamente, permitirão importantes aprimoramentos nos processos associados ao planejamento e à programação eletroenergética.

Por fim, segundo [20], diante do objetivo mundial e nacional de atender à demanda de energia com a menor agressão possível à natureza, considera-se que no horizonte de médio prazo a mais importante fonte de energia para o futuro está na sua conservação, entendida esta como a soma de ações voltadas para o controle do desperdício de energia e materiais, operação racional de máquinas e utensílios, eficiência dos projetos e da construção dos equipamentos de produção e transformação de energia e eficiência das próprias máquinas, instalações e equipamentos em que a energia é utilizada.

Neste contexto, o planejamento da operação hidrotérmica é de fundamental importância, uma vez que busca a eficiência na estratégia de utilização dos recursos disponíveis para geração elétrica, diminuindo, assim, o desperdício de energia.

### **1.3 Objetivos**

O objetivo deste trabalho é implementar uma política operativa baseada em sistemas de inferência neural nebulosa no âmbito do planejamento de médio prazo da operação energética de sistemas hidrotérmicos.

Adicionalmente, o trabalho visa analisar o comportamento da rede neural nebulosa em termos de eficiência na etapa de treinamento das regras, bem como avaliar o desempenho da simulação da política proposta em comparação às demais políticas tratadas neste trabalho.

Ao final, diante dos resultados obtidos, o trabalho enumera as qualidades da abordagem proposta e sugere trabalhos futuros para ampliação de suas potencialidades.

## 1.4 Organização do Trabalho

Inicialmente, no capítulo 2, apresenta-se uma análise metodológica de um sistema de produção hidrelétrica, bem como a formulação do problema de otimização hidrotérmica. Adicionalmente, são introduzidos os conceitos dos sistemas nebulosos e das redes neurais nebulosas, com destaque para a modelagem do sistema de inferência neural nebulosa adaptativo, o qual foi utilizado como base da política de inferência nebulosa proposta neste trabalho. Por fim, ilustra-se as características das demais políticas operativas utilizadas para fins de comparação com a política proposta, quais sejam a Programação Dinâmica e o Controle em Malha Aberta.

No capítulo 3, são mencionadas as premissas consideradas nas simulações das políticas, assim como as características operativas das usinas utilizadas nas implementações. Ainda neste capítulo, são apresentados todos os resultados obtidos nas simulações, com foco na comparação do desempenho da política neural nebulosa proposta frente às demais políticas operativas.

Finalmente, no capítulo 4, as conclusões do trabalho são pontuadas e algumas propostas de trabalhos futuros para exploração do tema são enumeradas.



# Capítulo 2

## Metodologia

Este capítulo apresenta a formulação do problema de otimização tratado no planejamento da operação hidrotérmica de médio prazo, bem como as técnicas de solução abordadas neste trabalho.

Com destaque, é apresentada, juntamente com sua base teórica, a metodologia alternativa proposta nesta dissertação, a qual se fundamenta em conceitos de sistemas neurais nebulosos adaptativos.

### 2.1 Produção Hidrelétrica

O Capítulo 1 apresentou as principais características do parque gerador brasileiro, o qual, diferentemente da média mundial, é composto predominantemente por geração hidrelétrica, cuja capacidade de regularização, ainda que em redução nos últimos anos, permite a minimização do risco de desabastecimento energético do país. A operação do parque térmico, salvo os casos de inflexibilidade de geração, é utilizada como complementação à produção hidráulica, principalmente, nos períodos de hidraulicidade baixa. Neste contexto, o problema do planejamento da operação hidrotérmica reside fundamentalmente na otimização da produção hidráulica, qual seja, a maximização da produtividade da planta, a minimização do seu vertimento e a regularização dos recursos hidrológicos ao longo do ano por meio da utilização da capacidade de armazenamento.

A produção hidráulica consiste, essencialmente, na transformação de energia mecânica, dada pela rotação das turbinas, em energia elétrica, resultado da interação eletromagnética do gerador. A energia mecânica é obtida da transformação da energia potencial, que é caracterizada pelo represamento do recurso hidráulico, nas barragens, a níveis mais elevados que os verificados na casa de força, onde a água represada, após percorrer o conduto forçado da usina, movimenta as

pás da turbina, efetivando o processo de geração de energia elétrica pelo conjunto Turbina- Gerador. As equações equivalentes (2.1) e (2.2) apresentam o produto deste processo de transformação, qual seja a expressão da potência do conjunto, em MW.

$$p = 9,81 \cdot \eta_{tg} \cdot h_l \cdot q \cdot 10^{-3} \quad (2.1)$$

$$p = k \cdot (h_f - h_t - h_p) \cdot q \quad (2.2)$$

nas quais:

$p$ : potência elétrica gerada, em MW;

$\eta_{tg}$ : rendimento do conjunto turbina-gerador, em %;

$h_l$ : altura de queda líquida, em m;

$q$ : vazão turbinada, em m<sup>3</sup>/s;

$k$ : constante de produtibilidade específica, em MW/m<sup>3</sup>/s/m;

$h_f$ : cota de montante (*forebay*), em m;

$h_t$ : cota de jusante (*tailrace*), em m;

$h_p$ : perda hidráulica, em m;

A Figura 2.1 apresenta um esquemático de uma usina hidrelétrica com suas principais variáveis, as quais serão mencionadas na definição do problema de otimização hidrotérmica. Na estrutura da usina hidrelétrica, pode-se destacar a presença de três componentes fundamentais na representação da planta: o Reservatório, a Casa de Força e o Vertedouro.

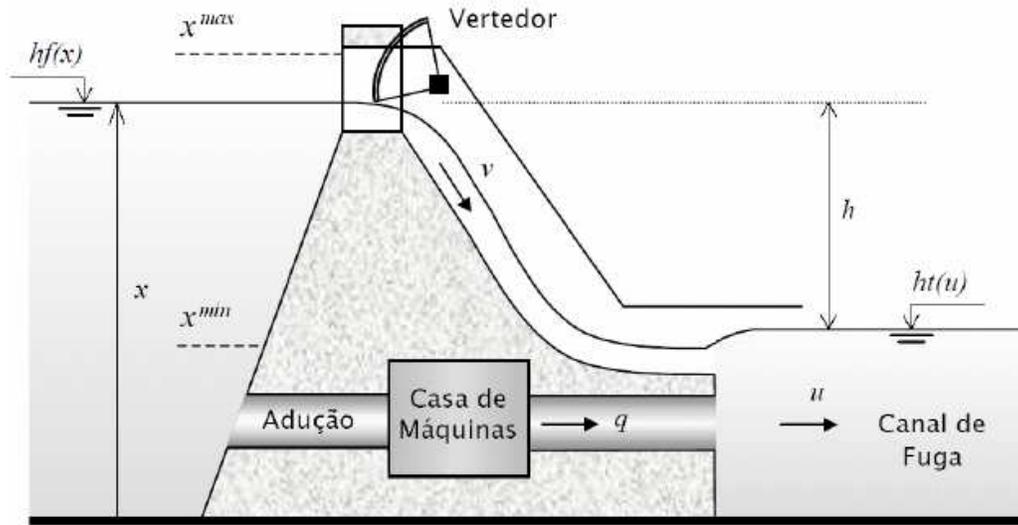


Figura 2.1 – Esquemático de uma usina hidrelétrica e suas principais variáveis

O reservatório da usina, que é formado pelo represamento do rio através da barragem, consta indicado na Figura 2.1 através do volume armazenado,  $x$ , da cota referente ao volume armazenado  $hf(x)$ , do armazenamento mínimo,  $x^{min}$  e do armazenamento máximo,  $x^{max}$ . O volume útil armazenável é dado pela diferença entre  $x^{max}$  e  $x^{min}$  e o nível do reservatório, ou cota de montante, é uma função não linear do volume de água armazenado, e sua representação nas etapas de planejamento, normalmente, é realizada por polinômios construídos a partir de estudos topográficos da região do lago da usina. As unidades normalmente utilizadas são o metro sobre o nível do mar (cota) e o hectômetro cúbico ( $hm^3$ ) para o nível e volume, respectivamente.

A Casa de Força, ou Casa de Máquinas, corresponde ao espaço físico onde se localizam as Unidades Geradoras da usina, ou seja, local onde a produção da energia elétrica é consumada. Como mencionado anteriormente, os condutos forçados transportam os recursos hídricos do reservatório até a adução das máquinas, que após moverem as pás da turbina são devolvidas ao leito do rio por meio do chamado Canal de Fuga. A variável  $q$  ilustra a vazão turbinada no esquema da usina.

O vertedouro, na maioria das grandes usinas, consiste de estruturas de comportas metálicas, cuja função principal é extravasar o excedente de água do reservatório, quando este se encontra próximo a seus níveis máximos e a vazão turbinada não é suficiente para descarregar toda a água que aflui à usina. Assim, esta estrutura é fortemente ligada à segurança operativa do empreendimento na medida em que é a principal responsável pelo controle do nível do reservatório dentro dos níveis máximos de segurança. Salvo casos específicos, a operação normal

das usinas procura programar a geração de energia de modo a minimizar o vertimento de água, por meio da maximização da turbinagem e/ou incremento do armazenamento do reservatório. Na Figura 2.1 o vertimento está representado pela variável  $v$  e a defluência total, que consiste da soma da vazão turbinada ( $q$ ) e vazão vertida ( $v$ ), é representado pela variável  $u$ . A cota de jusante, indicada pela variável  $ht(u)$ , é representada por polinômios em função da vazão defluente total, ou, apenas, da vazão turbinada.

Ainda com relação à Figura 2.1, a variável  $h$  representa a altura de queda bruta que se configura como a diferença entre a cota de montante e a cota de jusante.

Para mais informações sobre os principais elementos que compõem uma usina hidrelétrica e que são responsáveis pela produção hidráulica, recomenda-se a consulta dos trabalhos de [21] e [22].

## 2.2 Formulação do Problema de Otimização Hidrotérmica

O objetivo do problema de otimização hidrotérmica de médio e longo prazo é encontrar uma estratégia de operação que defina as metas de geração para as usinas hidrelétricas e usinas térmicas, para cada estágio do horizonte de planejamento, com vistas a garantir o atendimento à carga com minimização do custo total de operação. O custo total da operação representa os custos de geração térmica, importação de sistemas vizinhos e penalidades por corte de carga, os quais podem ser agregados e entendidos, de maneira geral, como geração térmica, já que a importação e os cortes de carga podem ser representados por térmicas fictícias.

A formulação matemática da programação não-linear determinística para usinas individualizadas enunciada para solução do problema de otimização da operação energética de sistemas hidrotérmicos é apresentada a seguir [23], [24] e [25]:

$$\min \sum_{t=1}^T \left[ \lambda_t \cdot \sum_{j=1}^J \psi_j(g_{j,t}) \right] \quad (2.3)$$

s.a.

$$G_t + P_t = D_t \quad \forall t \quad (2.4)$$

$$G_t = \sum_{j=1}^J g_{j,t} \quad \forall t \quad (2.5)$$

$$\underline{g}_j < g_{j,t} < \bar{g}_j \quad \forall j,t \quad (2.6)$$

$$P_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (2.7)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left( y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \cdot \frac{\Delta t_t}{10^6} \quad \forall i,t \quad (2.8)$$

$$h_{i,t} = hf_i(x_{i,t}^{med}) - ht_i(u_{i,t}) - hp_i(q_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (2.9)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad \forall i,t \quad (2.10)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2.11)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2.12)$$

$$\underline{x}_{i,t} \leq x_{i,t} \leq \bar{x}_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2.13)$$

$$\underline{u}_{i,t} \leq u_{i,t} \leq \bar{u}_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2.14)$$

$$\underline{q}_{i,t} \leq q_{i,t} \leq \bar{q}_{i,t}(h_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (2.15)$$

$$u_{i,t} \geq 0, \quad x_{i,0} \text{ e } x_{i,T} \text{ dados} \quad \forall i,t \quad (2.16)$$

nas quais:

$T$ : número de intervalos de tempo;

$I$ : número de usinas hidrelétricas do sistema;

$J$ : número de usinas termelétricas do sistema;

$\lambda_t$ : coeficiente de valor presente para o intervalo  $t$ ;

$\Psi_j(\cdot)$ : função de custo da usina termelétrica  $j$ , em \$;

$g_{j,t}$ : geração de energia da usina termelétrica  $j$ , em MW médios;

$p_{i,t}$ : geração de energia da usina hidrelétrica  $i$ , em MW médios;  
 $G_t$ : geração de energia térmica total, em MW médios;  
 $P_t$ : geração de energia hidrelétrica total, em MW médios;  
 $D_t$ : mercado a ser atendido, em MW médios;  
 $\underline{g}_j$ : geração mínima da usina termelétrica, em MW médios;  
 $\bar{g}_j$ : geração máxima da usina termelétrica, em MW médios;  
 $x_{i,t}$ : volume do reservatório da usina  $i$ , em hm<sup>3</sup>;  
 $x_{i,t}^{med}$ : volume médio do reservatório da usina  $i$ , em hm<sup>3</sup>;  
 $h_{i,t}$ : altura de queda líquida do reservatório, em m;  
 $hp_i$ : perda hidráulica, em m;  
 $\bar{x}_{i,t}$ : volume máximo do reservatório da usina  $i$ , em hm<sup>3</sup>;  
 $\underline{x}_{i,t}$ : volume mínimo do reservatório da usina  $i$ , em hm<sup>3</sup>;  
 $\bar{u}_{i,t}$ : vazão defluente máxima da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $u_{i,t}$ : vazão defluente da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $\underline{u}_{i,t}$ : vazão defluente mínima da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $q_{i,t}$ : vazão turbinada da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $\bar{q}_{i,t}(h_{i,t})$ : engolimento máximo da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $\underline{q}_{i,t}$ : vazão turbinada mínima da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $v_{i,t}$ : vazão vertida da usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $y_{i,t}$ : vazão incremental afluyente à usina  $i$ , em m<sup>3</sup>/s;  
 $hf_i(x)$ : função da cota montante do reservatório da usina  $i$ , em m;  
 $ht_i(u)$ : função da cota jusante do canal de fuga da usina  $i$ , em m;  
 $\Delta t_t$ : tamanho do intervalo do tempo  $t$ , em s;  
 $\Omega_i$ : conjunto das usinas imediatamente a montante da usina  $i$ ;

O custo da geração térmica é representado pela função  $\Psi_j(.)$  e, como mencionado, pode contemplar além do custo de geração termelétrica, o custo de importação de energia de sistemas vizinhos e o custo de penalidades por cortes de carga, haja vista que estas atividades podem ser modeladas como térmicas fictícias. A minimização da função  $\Psi_j(.)$ , indicada na equação (2.3), resulta em uma função convexa crescente da geração complementar, portanto, decrescente da geração hidrelétrica,  $P_t$ . O parque térmico foi considerado com uma configuração estática e com valor total da ordem da potência do parque hidrelétrico.

A equação (2.4) ilustra o atendimento pleno à demanda, o qual é atribuído à soma da produção hidrelétrica total ( $P_t$ ) com a produção termelétrica total ( $G_t$ ).

As equações (2.5) e (2.6) elucidam, respectivamente, a geração térmica total por instante de tempo ( $G_t$ ) e os limites operativos de cada planta térmica.

A produção hidráulica, como apresentado nas equações (2.1) e (2.2), é uma função não linear do nível de armazenamento e da vazão turbinada e, na formulação do problema de otimização hidrotérmica foi representada pelas equações (2.11) e (2.7) que correspondem à produção individual das plantas hidráulicas e à produção total do parque hidrelétrico, respectivamente.

O balanço hidráulico do reservatório foi representado pela equação (2.8) e, basicamente, indica que o armazenamento do tempo  $t+1$  é o armazenamento inicial somado à diferença entre o volume de água que afluiu à usina e o volume de água turbinado mais o volume vertido no tempo  $t$ . O multiplicador  $\frac{\Delta t_t}{10^6}$  exerce, na equação citada, a função de converter a unidade de vazão ( $m^3/s$ ) das variáveis de turbinagem, vertimento e afluência em unidade de volume ( $hm^3$ ), para qualquer intervalo de tempo que se queira trabalhar.

Com relação à variável vertimento, tem-se que seu efeito na equação de conservação de água (2.8) é o mesmo que o da variável turbinagem, ou seja, apresentam a redução do volume armazenado da usina como consequência. Entretanto, seu efeito na função objetivo é o oposto da turbinagem, pois contribui negativamente na produção de energia, já que não movimenta as turbinas e ainda eleva a cota do canal de fuga, reduzindo a queda líquida (para algumas usinas, já que outras não apresentam influência do vertimento no canal de fuga). Neste contexto, sempre que for possível turbinar não se deve verter, o que torna o vertimento uma vazão excedente ao engolimento máximo,  $\bar{q}_{i,t}(h_{i,t})$  e, portanto, não se caracteriza propriamente como uma variável de

decisão<sup>4</sup>. Dessa forma, o objetivo do problema é decidir o montante de turbinagem total em cada estágio. Caso este montante seja inferior à afluência, acumula-se o excedente no reservatório, até que a equação de balanço hídrico indique o limite de armazenamento operativo, quando, então, passa-se a realização do vertimento.

Os limites operativos de volume do reservatório e de defluência da usina, indicados nas equações (2.13) e (2.14) foram indexados ao tempo para acomodar alguma eventual restrição operativa hidráulica conjuntural relativa, por exemplo, a questões ambientais, a manutenções de componentes da usina, a usos consuntivos do manancial, controle de cheias e volume de espera, entre outras.

A solução do problema de programação não-linear determinística para usinas individualizadas enunciada pelas equações (2.3) a (2.16) pode ser simplificada pela decomposição do problema hidrotérmico em dois subproblemas, segundo abordaram [21], [25] e [26]. Como resultado, surgem dois problemas que podem ser resolvidos separadamente, quais sejam o Despacho Econômico Termelétrico, ou DET como é abordado na literatura, e o Despacho Econômico Hidrelétrico. A solução do Despacho Econômico Termelétrico deve, para toda a faixa de operação do sistema térmico, distribuir, entre as usinas termelétricas do sistema, a geração térmica total de modo que o custo seja mínimo. Como produto, levanta-se a função  $\Psi(\cdot)$ , que representa o mínimo custo da complementação térmica. Esta função representa o custo do problema hidráulico que, assim, pode ser resolvido de maneira individualizada. As equações (2.17) e (2.18) ilustram os problemas do despacho hidrelétrico e termelétrico, respectivamente.

No Sistema Elétrico Brasileiro as funções de custo de geração termelétrica, para cada UTE, são consideradas lineares, de modo que o custo marginal do despacho das UTE's é constante. Assim, a função de custo total da operação pode ser aproximada por uma função quadrática da complementação à produção hidrelétrica [25].

$$\min \sum_{t=1}^T \left[ \lambda_t \cdot \sum_{j=1}^J \Psi(D_t - P_t) \right] \quad (2.17)$$

s.a

(2.7) a (2.16)

---

<sup>4</sup> Esta consideração do vertimento é válida para sistemas onde não ocorram vertimentos turbináveis. Para implementações no Sistema Interligado Nacional, em que se destaca a elevada composição hidrelétrica na matriz energética, existe a possibilidade da ocorrência de vertimentos turbináveis e, portanto, a hipótese sobre a variável vertimento adotada neste trabalho não se aplicaria.

na qual:

$$\Psi(G_t) = \min \sum_{j=1}^J \psi_j(g_{j,t}) \quad (2.18)$$

s.a

(2.5) a (2.6)

## 2.3 Sistemas de Inferência Neural Nebulosa Adaptativos

### 2.3.1 Sistemas Nebulosos

*“As the complexity of a system increases, our ability to make precise and yet significant statements about its behavior diminishes until a threshold is reached beyond which precision and significance (or relevance) become almost mutually exclusive characteristics.”*

(Lotfi Zadeh - 1973)

*“The closer one looks at a real-world problem, the fuzzier becomes its solution.”*

(Lotfi Zadeh - 1973)

*“There are two major imperatives for computing with words. First, computing with words is a necessity when the available information is too imprecise to justify the use of numbers, and to achieve tractability, robustness, low solution cost, and better rapport with reality.”*

(Lotfi Zadeh - 1996)

A modelagem de sistemas reais configura-se, frequentemente, como uma tarefa complexa, sendo que grande parte desta complexidade pode ser atribuída à presença de incerteza e imprecisão nas variáveis do modelo. A interação humana com os problemas práticos do mundo real é munida pelo seu raciocínio aproximado, ou seja, posto que a capacidade intelectual humana não é capaz de processar completamente todos os elementos do sistema real, a solução

aproximada, mas que atende às necessidades, é obtida por inferência considerando as incertezas envolvidas. [27]

Em geral, o conhecimento sobre os diversos sistemas ou modelos reais é aproximado e a representação deste conhecimento, utilizando modelos clássicos, resulta em uma representação complexa e pouco eficiente.

Neste contexto, em 1965, Lotfi Zadeh [28] desenvolveu a teoria de conjuntos nebulosos como uma alternativa para tratar as incertezas e imprecisões. A lógica nebulosa estende os conceitos da lógica booleana clássica para os números reais. Ao contrário da lógica clássica, que tem somente dois valores, verdadeiro ou falso, a lógica nebulosa é multivalorada, onde os valores são conjuntos nebulosos e o produto final é o raciocínio aproximado [29].

Sistemas nebulosos, como abordado em [30] e [31] são sistemas computacionais reconhecidos pela sua simplicidade teórica e pela maneira intuitiva e direta que são aplicados. Esses sistemas, que processam informação e inferem conclusões baseadas em padrões apresentados, são capazes de aplicar o conhecimento aprendido por meio de expressões lingüísticas que reproduzem o raciocínio aproximado, através de regras *If - Then*. Essencialmente, estes sistemas são capazes de processar o conhecimento de forma compreensível e de manipular incertezas e imprecisões visando solucionar problemas reais complexos [32].

Um conjunto nebuloso  $A$  é caracterizado por uma função de pertinência (ou função característica)  $\mu_A(x)$ , a qual associa a cada elemento de um domínio, espaço ou um universo de discurso  $X$ , um número real no intervalo unitário  $[0,1]$ , com o valor de  $\mu_A(x)$  em  $x$  representando o grau de pertinência de  $x$  em  $A$  [28].

As funções de pertinência associadas aos conjuntos nebulosos dependem não somente do conceito a ser representado, mas também do contexto no qual são usadas. As funções podem ter diferentes formas e algumas propriedades, como continuidade, podem ser exigidas [33]. A forma das funções de pertinência utilizada neste trabalho foi a triangular, a qual é descrita por meio da equação (2.19), como segue:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x < a \\ \frac{x-a}{m-a} & \text{se } x \in [a, m] \\ \frac{b-x}{b-m} & \text{se } x \in [m, b] \\ 0 & \text{se } x > b \end{cases} \quad (2.19)$$

nas quais:

$\mu_A(x)$ : função de pertinência da variável  $x$ ;

$m$ : valor modal;

$a$ : parâmetro de dispersão inferior;

$b$ : parâmetro de dispersão superior;

A Figura 2.2 apresenta, como exemplo, um gráfico da função de pertinência com forma triangular e com  $m = 2$ ,  $a = 1$  e  $b = 3$ .

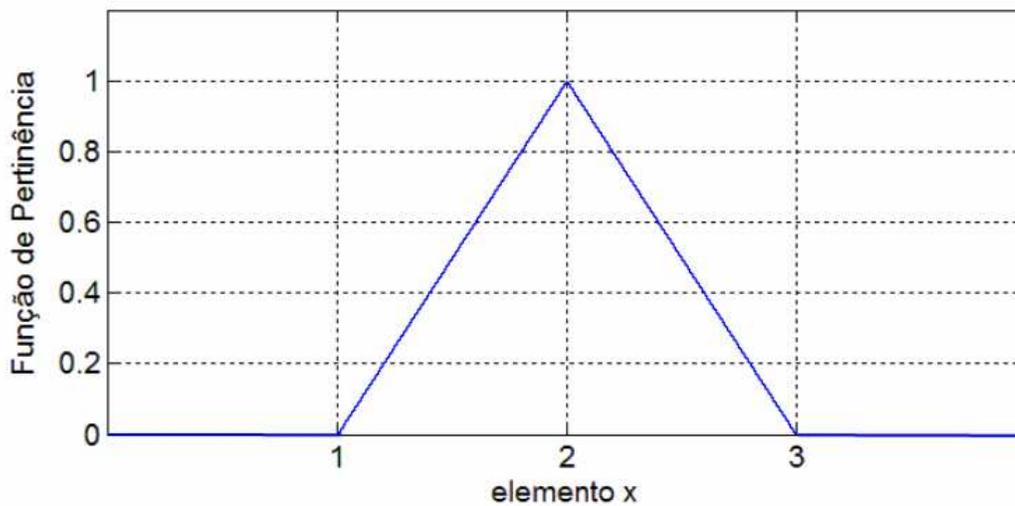


Figura 2.2 – Função de pertinência na forma triangular

## Sistema de Inferência Nebulosa

O Sistema de Inferência Nebulosa (*Fuzzy Inference System* – FIS) é uma técnica computacional popular baseada nos conceitos de conjuntos nebulosos, regras *If-Then* nebulosas e raciocínio aproximado nebuloso. Em função de sua natureza multidisciplinar, o sistema de inferência nebulosa, ou FIS, é conhecido por diversos outros nomes, como *fuzzy-rule-based system*, *fuzzy expert system*, *fuzzy model*, *fuzzy associative memory*, *fuzzy logic controller*, ou, simplesmente, *fuzzy system* [34].

Basicamente, o FIS implementa um mapeamento não-linear do espaço de entradas para o espaço de saídas. Este mapeamento é obtido através da combinação de regras nebulosas do tipo *If-Then*, as quais descrevem o comportamento do sistema a ser modelado, por meio de entradas e saídas reais. Como resultado, o modelo obtido cristaliza um sistema de tomada de decisão ou de reconhecimento de padrão.

A principal característica do sistema de inferência nebuloso é a base de regras *If-Then*. Estas regras reproduzem o raciocínio humano através de expressões lingüísticas com vistas a extraírem conclusões (conseqüentes) com base em informações fornecidas (antecedentes). O formato geral de uma regra nebulosa é ilustrado pelas equações (2.20) e (2.21):

$$\text{SE } \langle \text{antecedente} \rangle \text{ ENTÃO } \langle \text{conseqüente} \rangle \quad (2.20)$$

$$\text{SE } [x \text{ é } A] \text{ ENTÃO } [y \text{ é } B] \quad (2.21)$$

Para exemplificar a utilização de variáveis lingüísticas na formulação dos problemas nebulosos, a Figura 2.3 apresenta as funções de pertinência e os termos lingüísticos indexados (*baixa*, *média*, *alta*) que caracterizam um conjunto nebuloso, obtido apenas como exemplo, relacionado à variável nebulosa *vazão*, no universo [0, 1200]. Assim, pode-se verificar que a *fuzzificação* da variável *vazão* = 400 m<sup>3</sup>/s resulta em pertinência igual a 0,6 para a afirmação *vazão é baixa*, pertinência igual a 0,18 para a afirmação de *vazão é média* e pertinência igual a 0,0 para a afirmação de *vazão é alta*.

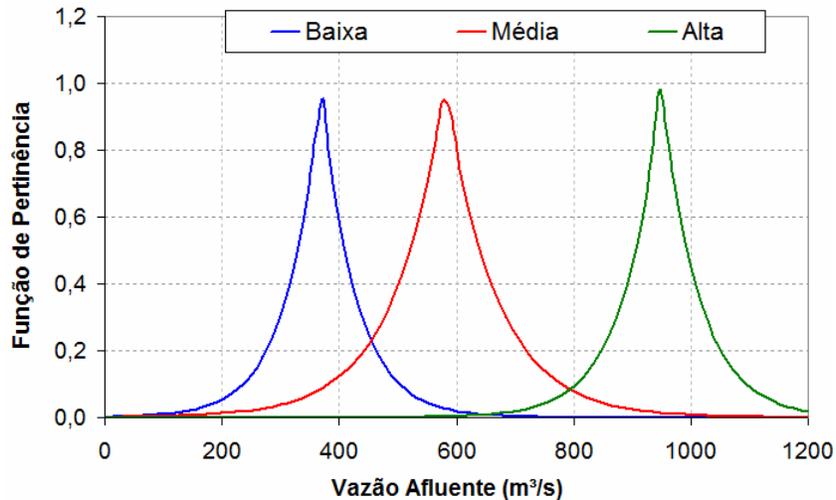


Figura 2.3 – Exemplo de funções de pertinência representando a variável vazão afluente

Para fins de ilustração da estrutura de um sistema de inferência nebulosa genérico, a Figura 2.4 apresenta um diagrama de blocos, em que o FIS está indicado pela linha pontilhada e sua estrutura configura-se com saída nebulosa e com um defuzzificador para transformar a saída nebulosa em valor real.

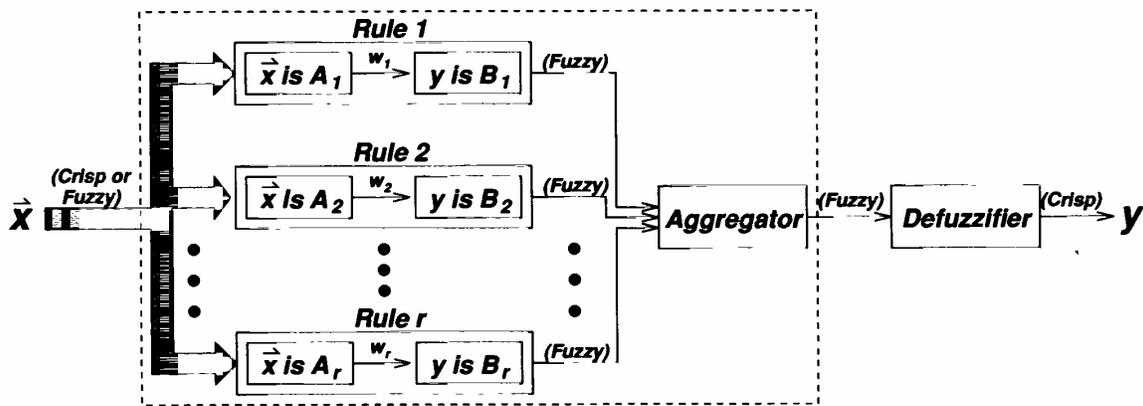


Figura 2.4 – Diagrama de blocos de sistema de inferência nebulosa genérico [34]

Dentre as abordagens de sistemas de inferência nebulosa presentes na literatura, pode-se destacar o modelo Mamdani e o modelo Sugeno. A diferença entre eles consta na consideração feita com relação aos consequentes de suas regras nebulosas.

O modelo Mamdani [35] foi inicialmente proposto como uma tentativa para o controle de uma combinação de motor a vapor e caldeira através de uma base de regras lingüísticas obtida do conhecimento de operadores humanos experientes [36]. A configuração do modelo Mamdani apresenta um fuzzificador na entrada e um defuzzificador na saída. O mecanismo de fuzzificação

mapeia valores da entrada em subconjuntos nebulosos e o processo de defuzzificação mapeia subconjuntos nebulosos da saída em valores reais.

O modelo Sugeno foi proposto por Takagi, Sugeno e Kang [37] e [38] como uma aposta para o desenvolvimento de uma técnica sistemática para geração de regras nebulosas a partir de um dado conjunto de dados entrada-e-saída.

Este sistema tem como principal diferença dos demais sistemas de inferência, o cálculo da saída  $y$ , a qual é computada como uma função da entrada, sendo usualmente linear ou constante. Assim, com relação ao modelo Mamdani, salvo a diferença na consideração do conseqüente, o restante é idêntico, ou seja, a fuzzificação da entrada e a aplicação de operações nebulosas. A equação (2.22) ilustra uma típica regra nebulosa para o modelo Sugeno [39].

$$\text{SE } [(x_1 \text{ é } A_1) \text{ E } (x_2 \text{ é } A_2) \text{ E } \dots (x_M \text{ é } A_M)] \text{ ENTÃO } [y = f(x_1, x_2, \dots, x_M)] \quad (2.22)$$

na qual:

$x_j$ : variável real de entrada;

$A_j$ : Conjuntos Nebulosos no espaço de entradas;

$j$ : índice da variável de entrada ( $j = 1, \dots, M$ );

$y$ : variável real do espaço de saídas;

$f(\cdot)$ : função das variáveis de entrada;

A Figura 2.5 apresenta um modelo genérico de um sistema de inferência nebulosa do tipo Sugeno com base de regras formada por  $M$  regras.

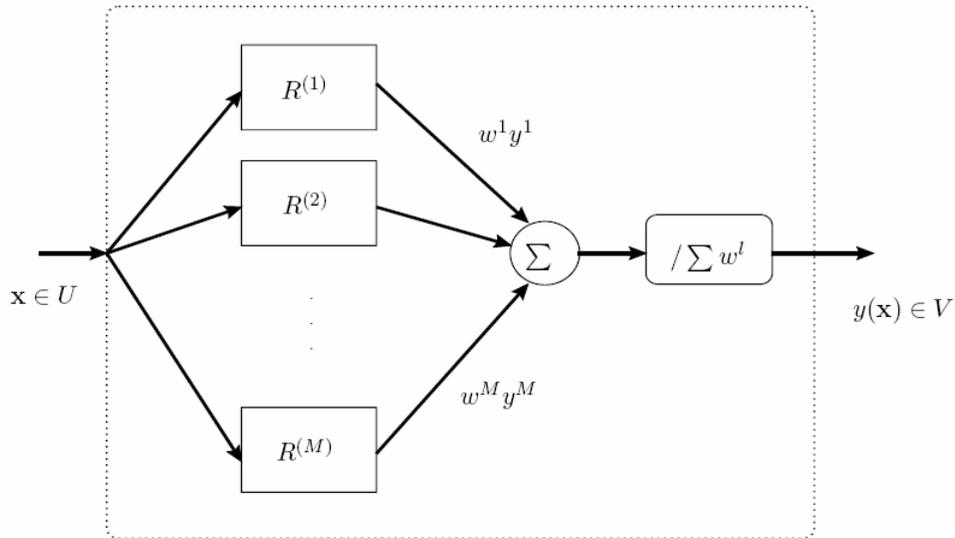


Figura 2.5 – Modelo genérico de um sistema de inferência nebulosa do tipo Sugeno [40]

A Figura 2.6 apresenta um exemplo de inferência nebulosa utilizando-se o modelo Sugeno com duas entradas,  $x$  e  $y$ , duas regras e saída  $z_i$ , de cada regra, representada pela combinação linear das entradas  $x$  e  $y$ . Como cada regra possui uma saída real, a saída final do problema,  $z$ , é obtida por meio de uma média ponderada com relação às saídas das regras. Esta estrutura da saída é um diferencial da modelagem Sugeno, já que não necessita de método de defuzzificação, cujo esforço computacional, normalmente, é elevado.

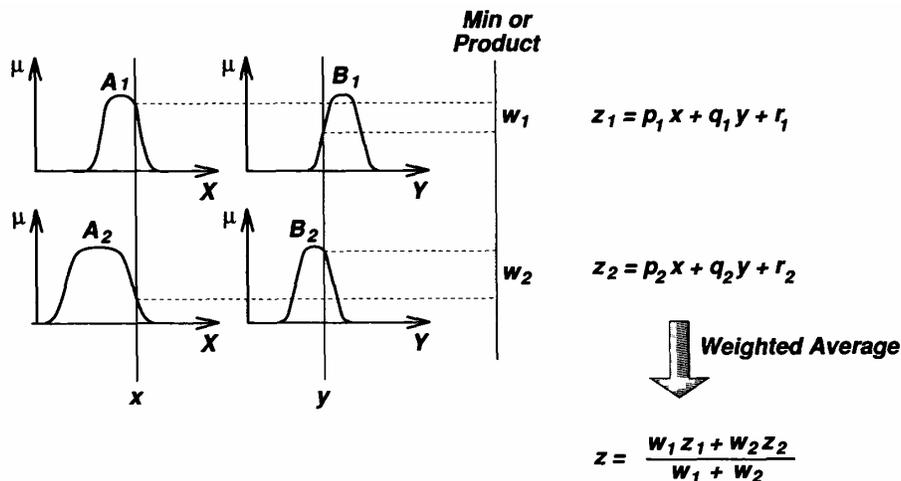


Figura 2.6 – Exemplo do modelo de inferência nebulosa do tipo Sugeno [34]

O sistema nebuloso do tipo Sugeno é a abordagem mais popular para modelagem nebulosa de sistemas com série de dados entrada-saída, haja vista que apresenta uma elevada eficiência computacional e não necessita da aplicação de métodos de defuzzificação, os quais, normalmente, são operações matemáticas complexas [34].

No desenvolvimento deste trabalho, no que tange à modelagem dos sistemas nebulosos, foi sempre utilizada a abordagem do tipo Sugeno.

Técnicas de Inteligência Artificial, em especial a lógica nebulosa tem se mostrado como uma das áreas mais promissoras no campo de engenharia de sistemas e processamento de informação. Neste sentido, tem se verificado a proliferação de soluções práticas, que utilizam esta abordagem, para problemas do mundo real como, por exemplo, produtos eletrônicos como a câmera de filmar, máquinas de lavar e microondas, além de soluções no campo de controle de processos, instrumentação médica, sistemas de suporte à decisão, escolha de *portfolio*, entre outras.

No problema do planejamento da operação de reservatórios, a lógica nebulosa e os Sistemas de Inferência Nebulosa foram implementados com sucesso nos trabalhos [41], [42], [43] e [44]. Em [42] foram reportados excelentes resultados na utilização de uma base de regras nebulosas para reproduzir a operação histórica do reservatório *Tenkiller Lake*, EUA. Reportou-se, ainda, que a base de regras nebulosas se mostrou robusta e estável com relação à variação das premissas. Como destaques do modelo adotado, apontou-se a sua simplicidade, a sua transparência e a facilidade no entendimento, já que a estrutura das regras imita a maneira humana de pensar, além de exigir um reduzido esforço computacional. Em [43], verificou-se que a utilização da abordagem nebulosa permitiu considerar devidamente as incertezas das afluições aos reservatórios e, ainda, resultou em soluções estáveis e com esforço computacional bastante inferior a outras abordagens clássicas. Ademais, em [41] foi feita uma revisão das metodologias estudadas nos últimos anos para operação ótima de reservatórios, a qual concluiu que sistemas de inferência nebulosa e redes neurais podem vir a mitigar a deficiência em inferir políticas de operação dos modelos de otimização estocástica implícita. Adicionalmente, concluiu que a aplicação destas metodologias pode superar os desafios computacionais enfrentados pelas modelagens de otimização com estocasticidade explícita.

Para maiores informações sobre a teoria dos conjuntos e lógica nebulosa, recomenda-se a consulta dos trabalhos [29], [27], [33] e [34].

### 2.3.2 Redes Neurais Nebulosas

À combinação da abordagem das Redes Neurais com a abordagem dos Sistemas Nebulosos, denominou-se Redes Neurais Nebulosas. Ambas as metodologias, quando aplicadas individualmente, apesar de apresentarem excelentes atributos no que tange à modelagem de sistemas, demonstram, também, algumas deficiências que podem vir a limitar suas aplicações. A unificação destas metodologias resultou nas Redes Neurais Nebulosas, as quais configuram-se com elevado mérito à modelagem de sistemas complexos, na medida em que reúnem as qualidades de ambas as citadas metodologias e, ainda, superam suas deficiências.

Segundo [29], à medida que as teorias relacionadas às redes neurais e aos sistemas nebulosos se desenvolviam, observou-se que estas abordagens poderiam ser unificadas, resultando em sistemas de características mais completas no que se refere às suas capacidades de processamento inteligente. Além de estas abordagens exibirem características comuns, isto é, tratamento de incertezas e raciocínio aproximado, cada uma apresenta propriedades exclusivas que contribuem para compensar deficiências individuais da outra. De um lado, as redes neurais falham em representar o conhecimento de forma explícita, mas exibem sua inclinação para o aprendizado. Por outro lado, os sistemas nebulosos são fracos sob o ponto de vista da aquisição automática de conhecimento, porém valem-se amplamente de suas características com relação à manipulação de termos lingüísticos.

De forma geral, uma Rede Neural Nebulosa pode ser entendida como um sistema de regras no qual os termos das variáveis são definidos e ajustados a partir de um processo de aprendizagem, fundamentado pela teoria das redes neurais que trabalham com a manipulação numérica direta, enquanto que a aplicação dos sistemas nebulosos permite expressar esta base numérica em sentenças que podem ser facilmente compreendidas por seres humanos.

As Redes Neurais Nebulosas codificam uma base de regras na forma de “Se um conjunto de condições é satisfeito Então um conjunto de conseqüentes é inferido”, o qual pode ser definido da seguinte forma:

Entradas:  $x_1 \text{ é } A_1 \text{ E } \dots x_M \text{ é } A_M$

---

Regras: Se  $x_1 \text{ é } A_1^1 \text{ E } \dots x_M \text{ é } A_M^1$  ENTÃO  $y \text{ é } g^1$   
Se  $x_1 \text{ é } A_1^i \text{ E } \dots x_M \text{ é } A_M^i$  ENTÃO  $y \text{ é } g^i$   
Se  $x_1 \text{ é } A_1^N \text{ E } \dots x_M \text{ é } A_M^N$  ENTÃO  $y \text{ é } g^N$

---

Saída:  $y = g$

nas quais:

$x_j$ : variável real de entrada;

$A_j$ : Conjuntos Nebulosos no espaço de entradas;

$j$ : índice da variável de entrada ( $j = 1, \dots, M$ );

$i$ : índice do número de regras ( $i = 1, \dots, N$ );

$g^i$ : saída da regra  $i$ ;

$y$ : variável real do espaço de saídas;

$g$ : saída final do sistema;

As citações que seguem abaixo foram retiradas da referência [45] e ilustram o potencial atribuído aos sistemas híbridos, em especial às redes neurais nebulosas:

*“Fuzzy theory with its of realistic description of power system problems and ANN with its promise of adaptive training and generalization deserves scope for further study.”*

(...)

*With the benefits offered by hybrid AI techniques, their applications to power systems have been increasing rapidly.”*

(...)

*The application of hybrid systems in power system problems is a novel development, which represents a definite future trend in power systems research”*

Sistemas neurais nebulosos vêm obtendo sucesso em diversas aplicações, como, por exemplo, na modelagem de sistemas não lineares e estimação de parâmetros [31] e [46], controle de processos [47] e previsão de séries temporais [48], [49] e [50].

No problema do planejamento da operação hidrotérmica, esta abordagem foi implementada com sucesso nos trabalhos [51] e [52], que comprovaram a eficiência da abordagem neural nebulosa para suporte à decisão da estratégia de operação. Em [52] foi apresentada uma metodologia para interpretação lingüística da operação ótima de uma usina hidrelétrica e seus resultados evidenciaram o potencial da rede em interpretar o comportamento ótimo para sentenças que ilustram de forma simples a relação entre as variáveis utilizadas. O trabalho [51] simulou o desempenho das redes neurais nebulosas para um sistema hidrotérmico, cujos resultados indicaram uma performance similar à política clássica e menos eficiente computacionalmente da Programação Dinâmica Estocástica.

Na seqüência será apresentado o Sistema de Inferência Neural Nebulosa Adaptativo, o qual configura-se na abordagem Neural Nebulosa adotada neste trabalho.

### **2.3.3 Sistemas de Inferência Neural Nebulosa Adaptativos**

O Sistema de Inferência Neural Nebulosa Adaptativo (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* - ANFIS) é uma classe de redes adaptativas que foi proposta por Jang [53] e [34] e que apresenta funcionalidade equivalente aos Sistemas de Inferência Nebulosa.

Dado um conjunto de padrões entrada-saída, o ANFIS constrói um sistema de inferência neural nebulosa, cujos parâmetros associados às funções de pertinência são ajustados por meio de um algoritmo de aprendizado [40]. Assim, ao invés de escolher aleatoriamente os parâmetros associados a uma dada função de pertinência, esses parâmetros podem ser escolhidos de modo a esculpir a função de pertinência, automaticamente, com base no conjunto de dados entrada-saída fornecidos.

A Figura 2.7 (a) ilustra o mecanismo de inferência para o modelo Sugeno de primeira ordem e com duas entradas, enquanto que a Figura 2.7 (b) ilustra o sistema neural nebuloso equivalente. Como exemplo, para a rede indicada na Figura 2.7 (b), tem-se que a saída da camada 1 é composta pelos graus de pertinência do padrão de entrada  $(x, y)$  com relação a seus respectivos conjuntos nebulosos  $(A_i, B_i)$ . Assumindo funções de pertinência triangulares, conforme ilustrado

na equação (2.19), esta camada possui seis parâmetros ajustáveis  $a_i, m_i, b_i$ , com  $i = 1, 2$ . Os parâmetros desta camada são denominados parâmetros dos antecedentes.

A segunda camada calcula o grau de ativação de cada regra. Neste caso, considerando a  $t$ -norma utilizada como o produto algébrico (neurônio  $\Pi$ ), tem-se:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \quad i = 1,2 \quad (2.23)$$

Na terceira camada, os graus de ativação de cada regra são normalizados por meio dos neurônios  $N$ , que calculam um rateio do grau de ativação da regra  $i$  pela soma do grau de ativação de todas as regras, conforme indicado na equação (2.24)

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1,2 \quad (2.24)$$

Na quarta camada, os graus de ativação normalizados da camada 3 são utilizados para compor a função de ativação dos neurônios da camada 4, de acordo com a equação (2.25). Ressalta-se que, como o exemplo em tela aborda o modelo Sugeno de primeira ordem, a função de saída das regras é uma combinação linear das variáveis de entrada e os parâmetros  $p_i, q_i$  e  $r_i$  são referenciados como parâmetros dos conseqüentes.

$$\bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot (p_i \cdot x_i + q_i \cdot y_i + r_i) \quad i = 1,2 \quad (2.25)$$

Por fim, na quinta camada os neurônio nomeados  $\Sigma$  computam a saída final da rede que consiste na soma dos sinais da quarta camada. A equação (2.26) demonstra esta formulação.

$$f = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i} \quad i = 1,2 \quad (2.26)$$

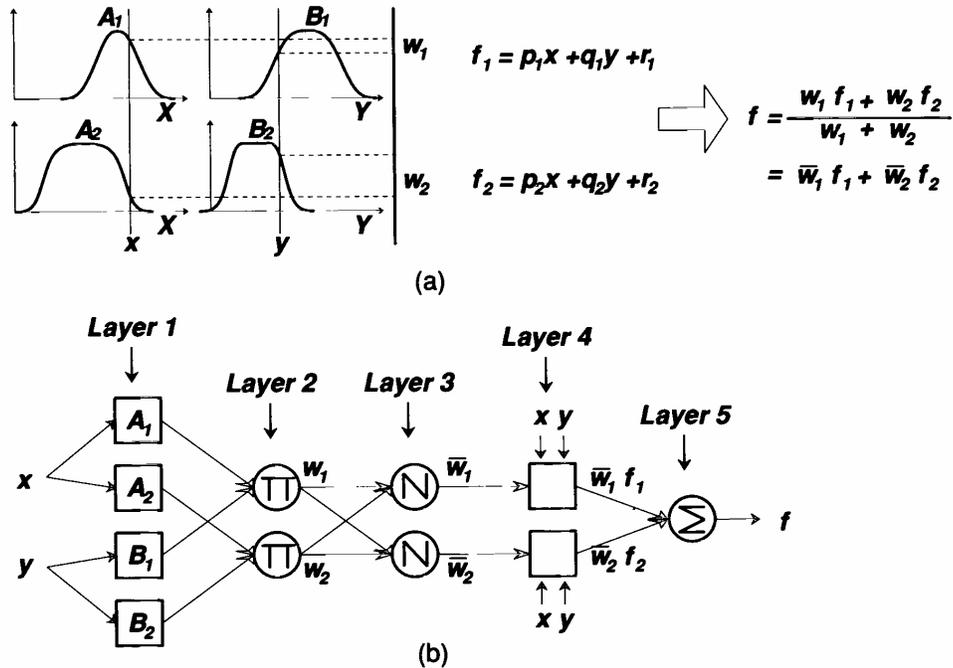


Figura 2.7 – (a) Sistema Nebulosos tipo Sugeno de primeira ordem com duas entradas; (b) Sistema ANFIS equivalente [34]

Na modelagem ANFIS utilizada neste trabalho, o ajuste dos parâmetros das funções de pertinência foi feito por meio da combinação dos algoritmos de retropropagação (*backpropagation*) e de mínimos quadrados (*least square*). Este algoritmo híbrido de aprendizagem, que foi detalhado na referência [34], é composto por uma etapa *forward* e uma etapa *backward* em cada iteração. Na etapa *forward*, após a apresentação de um vetor de entrada, são calculadas as saídas das camadas da rede para todo o conjunto de dados do treinamento e os parâmetros dos consequentes são identificados pelo método dos mínimos quadrados. Na etapa *backward*, os sinais de erros são propagados da camada final para a inicial de modo a atualizar os parâmetros dos antecedentes por meio do método do *gradient descent*. O processo de aprendizado termina quando é atingida a tolerância definida ou o número máximo de iterações. [54]. Ressalta-se que esta técnica híbrida possui reduzido tempo de convergência na medida em que reduz o espaço de busca do problema quando com aplicação pura do método *backpropagation* [34].

Para mais informações, recomenda-se a consulta dos trabalhos [34] e [39].

## 2.4 Políticas Operativas

O problema do planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos, descrito na seção anterior deste capítulo e ilustrado pelas equações (2.3) a (2.16), caracteriza-se pela otimização dos recursos hidráulicos através da maximização da operação hidrelétrica e da minimização da operação térmica, com vistas a garantir um atendimento à carga de maneira econômica e confiável durante todo o horizonte de estudo. Fundamentalmente, este planejamento busca determinar a estratégia de operação para o período em análise, definindo uma seqüência de decisões de geração hidráulica e, conseqüentes, complementações térmicas a serem despachadas que resulta no menor custo de atendimento à demanda [11]. Às metodologias utilizadas para determinação desta estratégia, dá-se o nome de Políticas Operativas.

Em que pese a complexidade das relações entre as variáveis, a não-linearidade e o dinamismo da modelagem do problema, a incerteza das vazões pode ser atribuída a maior parcela da sub-otimalidade dos métodos reais de planejamento da operação, ou seja, das políticas operativas conhecidas. Como a decisão deve ser tomada antes de conhecida a real condição operativa do sistema, ou seja, a afluência às usinas, a tarefa de determinar a decisão operativa mais próxima à decisão ótima se torna bastante complexa. Ressalta-se que a chamada decisão ótima corresponde à solução teórica determinística do problema do planejamento da operação considerando o completo conhecimento das afluências.

Neste contexto, apesar da realização de estudos e pesquisas intensivas, nas últimas décadas, sobre a aplicação de modelos de otimização para operação de sistemas de reservatórios, autores como [55], [56] e [57] têm notado um distanciamento contínuo entre os desenvolvimentos teóricos e implementações práticas em sistemas reais. Algumas possíveis razões para este distanciamento, que foram levantadas por [41] e [58], incluem (i) o ceticismo de muitos operadores de sistemas de reservatórios com relação a modelos que podem vir a substituir seus conceitos, discernimentos e estratégias e, sendo assim, preferem trabalhar com os simuladores. Adicionalmente, são citados a (ii) limitação computacional que resulta na necessidade de simplificações e aproximações nas modelagens, como para o caso da Programação Dinâmica, (iii) a complexidade matemática dos modelos de otimização que dificultam seu entendimento, (iv) o fato de muitos métodos de otimização não considerarem o risco e a incerteza de maneira adequada, (v) a variedade de modelos de otimização que geram confusão sobre qual o modelo mais adequado para uma dada aplicação e, por fim, (vi) o fato de muitos modelos de otimização

produzirem apenas soluções ótimas para a série histórica de afluência ao invés de regras de operação condicionais. Com relação ao último item exposto (vi), a referência [57] elucida, claramente, as preocupações quanto à definição da estratégia ótima para a série histórica de afluência. Basicamente, argumenta-se que a solução não apresenta os princípios, ou as estratégias, da operação do sistema explicitamente definidos, sendo necessário uma interpretação exaustiva dos resultados para extrair um plano de operação a ser usado em implementações práticas. As citações que seguem abaixo foram retiradas da referência [57] e ilustram o ponto citado:

*“The primary disadvantage of the HEC-PRM is that (...). Additionally, the optimized solution is provided in terms of period-of-record flows and storage; however, the basis for the system operation are not explicitly defined. The post-processing of the results requires interpretation of the results in order to develop an operation plan that could be used in basic simulation and applied operation.*

*(...)*

*For system analysis to determine the best allocation of flow and storage for conservation purposes, consider optimization using a tool HEC-PRM (paragraph 4-9c). The program outputs would then be analyzed to infer an operation policy that could be defined for simulation and more detailed analysis. The alternative is to repeatedly simulate with critical low-flow periods to develop a policy to meet system goals and then perform a period-of-record simulation to evaluate total system performance.”*

Considerando as limitações da aplicação prática das políticas operativas conhecidas, como mencionado acima, e considerando, ainda, os elementos necessários para viabilizar a aplicação de políticas operativas em sistemas reais, foi proposta e desenvolvida uma política baseada em um sistema de inferência nebulosa, cuja estrutura consiste em base de regras do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente> e cujo método de aprendizado neuro-adaptativo utilizou-se de informações da solução ótima do problema de otimização energética para fins do treinamento das regras.

O desempenho da política operativa proposta foi avaliado segundo critério de comparação a outras modelagens de políticas operativas reais, como a Programação Dinâmica Determinística, a Programação Dinâmica Estocástica e o Controle em Malha Aberta.

As metodologias, de cada uma das políticas operativas citadas acima, são apresentadas a seguir com destaque para a modelagem, a aplicabilidade, as qualidades e as deficiências de suas implementações.

### **2.4.1 Política Operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa**

Após a apresentação dos conceitos do Sistema Neural Nebuloso utilizado neste trabalho, será detalhado o processo de implementação e simulação da metodologia proposta.

Primeiramente, o problema foi tratado por um modelo de otimização determinístico com perfeita previsão de vazão, tal qual o problema citado nas equações (2.3) a (2.16), cuja solução se configura na política chamada, neste trabalho, de Ótimo Absoluto (OA) e que utiliza um modelo baseado em algoritmos de fluxo em rede não linear com arcos capacitados [59], [23] e [60]. O resultado do modelo do Ótimo Absoluto, que representa a melhor operação possível para a planta em análise, foi utilizado como informação para treinamento da rede neural-nebulosa. As informações ótimas consideradas no treinamento foram as vazões afluentes passadas, as vazões turbinadas e os volumes úteis dos reservatórios em cada mês do horizonte simulado, cujo período foi de 1932 a 2005.

Após o treinamento, foi obtida uma base de regras de inferência nebulosa, do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>, que irá reproduzir o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada, em cada estágio, em função das condições de entrada estipuladas.

A Figura 2.8 ilustra o fluxograma do processo de implementação desta política operativa, desde a composição dos dados para o treinamento até a aplicação da base de regras.

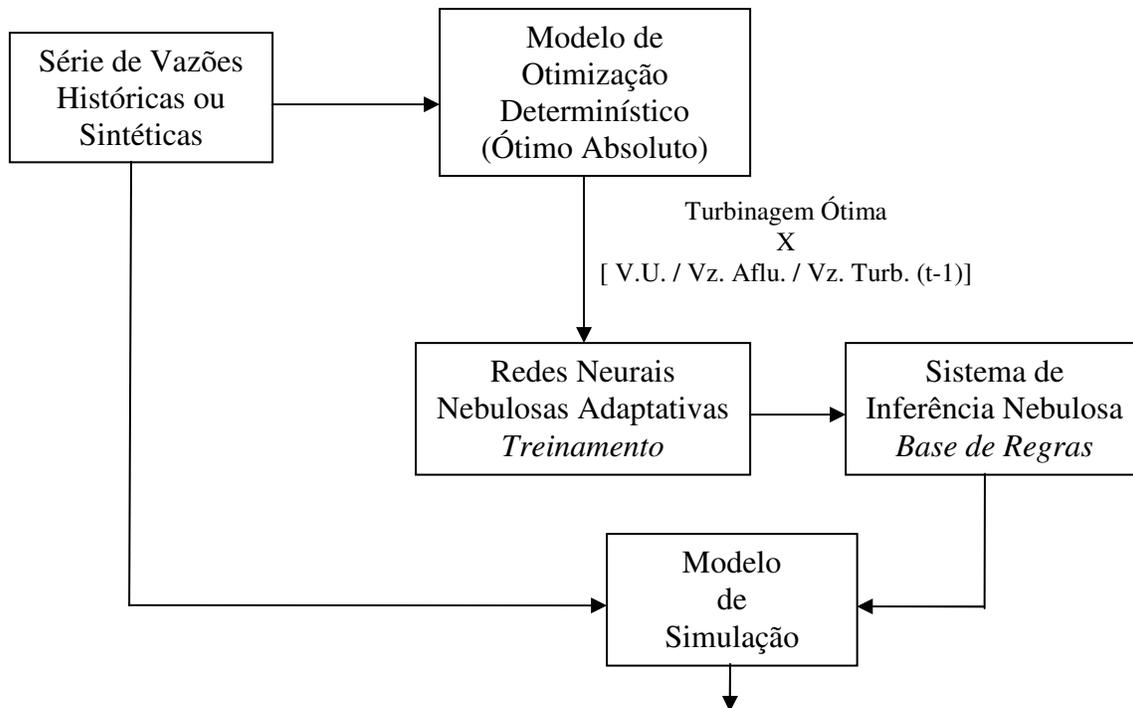


Figura 2.8 – Fluxograma do processo de implementação da política Operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa

A política proposta considera adequadamente a incerteza das vazões através de sua modelagem nebulosa, além de permitir a representação individualizada das usinas, incluindo suas restrições operativas e características de produção não-linear, já que se trata de uma reprodução do modelo de otimização determinístico. Adicionalmente, esta abordagem configura-se com reduzido esforço computacional e permite uma visualização mais clara e melhor entendimento dos resultados do modelo e das relações físicas das variáveis, já que consiste em um sistema de regras nebulosas simples, do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>.

## 2.4.2 Política Operativa baseada em Programação Dinâmica

A Programação Dinâmica (PD) é uma técnica proposta por Richard Bellman, em 1957, [61] que apresenta elevada importância e popularidade em diversas áreas de estudo, principalmente, em função de sua capacidade de abordar com sucesso a estocasticidade e a não-linearidade dos problemas. Além disso, a PD caracteriza-se pela vantagem de decompor problemas complexos em uma série de problemas que são resolvidos recursivamente [55].

Entretanto, sua aplicabilidade é limitada no tratamento de problemas de grande porte, haja vista que exige a discretização do espaço de estados, o que ocasiona no crescimento exponencial do esforço computacional proporcional ao número de variáveis de estado. Na literatura, esta limitação associada ao porte dos problemas tratados pela Programação Dinâmica é denominada "maldição da dimensionalidade" (“*curse of dimensionality*”).

Na PD, o problema se divide em estágios e a melhor decisão em cada estágio é determinada de acordo com a situação, ou 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 Bellman [61]. 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 [62].

O princípio da otimalidade de Bellman estabelece que se  $q_t^*$ , para  $t = k, \dots, T$ , é uma política ótima estando o sistema no estado  $(x_{k-1})$  e no estágio  $t = k-1$ , então  $q_t^*$ , para  $t = k+1, \dots, T$ , será uma política ótima para o estado inicial  $(x_k) = \theta(x_{k-1}, y_k, q_k^*)$  no estágio  $t = k$ , no qual  $y_k$  representa a vazão afluyente (no caso do problema da operação hidráulica) e  $\theta$  representa a equação de transição de estado do modelo. Em resumo, dado o estado atual do sistema, a decisão ótima para cada um dos estágios seguintes não depende de estados ou decisões passadas.

No problema tratado neste trabalho, com relação à PD, as variáveis de estado se caracterizam no armazenamento das usinas, as variáveis de decisão se caracterizam na vazão turbinada, enquanto que os estágios configuram-se nos meses do planejamento.

O problema de PD é resolvido por meio de solução *backward* na qual a busca de políticas ótimas parte do estágio final  $T$ , onde o custo terminal  $\alpha_T(x_T)$  é conhecido e segue até o estágio inicial. Este processo, matematicamente, ocorre segundo a equação recursiva ilustrada pela equação (2.27).

Assim, em cada estágio as decisões são determinadas através da minimização da soma do custo presente com o custo futuro, assumindo decisões ótimas para todos os estágios subseqüentes. As equações (2.7) a (2.16) indicadas anteriormente são mantidas para representação da equação de transição de estados e das restrições do problema.

$$\alpha_{t-1}(x_{t-1}) = \min_{q_t} \{ \Psi(D_t - P_t) + \lambda_t \cdot \alpha_t(x_t) \} \quad t = T, T-1, \dots, 1 \quad (2.27)$$

na qual:

$\alpha_t$ : custo futuro mínimo;

$x_t$ : variável de estado, volume, no estágio  $t$ ;

$T$ : número de intervalos de tempo;

$\lambda_t$ : coeficiente de valor presente para o estágio  $t$ ;

$q_t$ : decisão do estágio  $t$ ;

$\Psi(D_t - P_t)$ : custo presente da complementação térmica;

Por fim, depois de realizado o processo *backward* do estágio final,  $T$ , até o estágio inicial todos os caminhos de mínimo custo estão mapeados, ou seja, para cada estado do sistema, em cada estágio, existe uma decisão ótima de turbinagem com um custo operativo associado. Este mapeamento, que é denominado tabela de decisão, será utilizado pelo simulador como definidor das regras de operação da usina.

A Figura 2.9 ilustra o fluxograma do processo de obtenção da tabela de decisão e simulação de uma política de Programação Dinâmica, conforme descrito anteriormente.

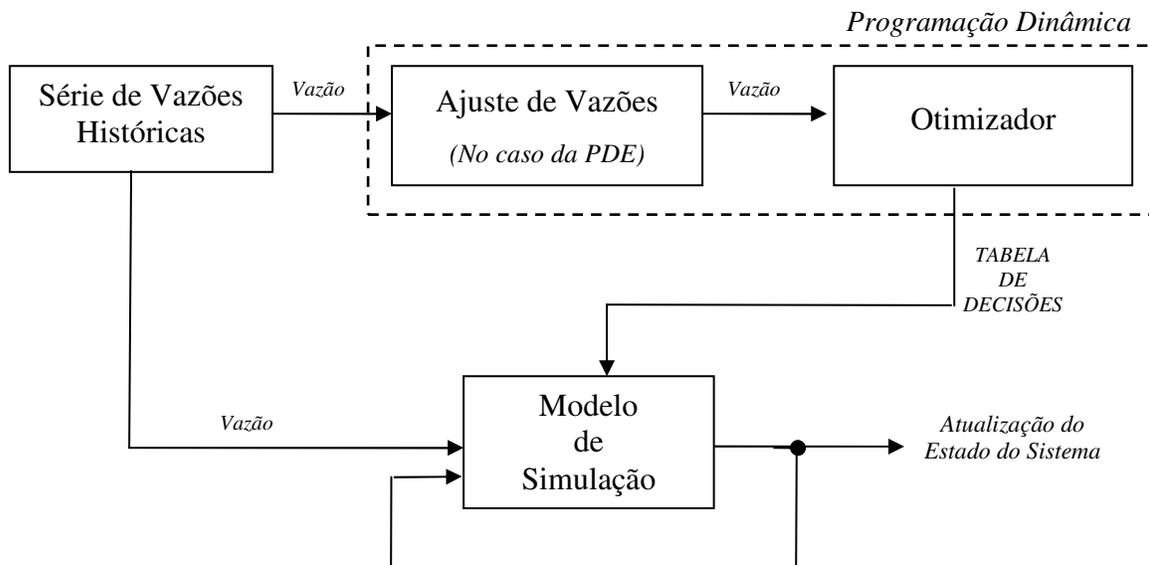


Figura 2.9 – Fluxograma do processo genérico de uma política de Programação Dinâmica

Neste trabalho, considerou-se duas abordagens de Programação Dinâmica, quais sejam a Programação Dinâmica Determinística e a Programação Dinâmica Estocástica Markoviana. Suas especificidades serão descritas a seguir.

## Programação Dinâmica Determinística

A primeira abordagem da PD considerada foi a Programação Dinâmica Determinística (PDD). Esta modelagem caracteriza-se pela aplicação da metodologia da PD considerando um cenário fixo de afluência previamente fornecido. Nesta dissertação, trabalhou-se sempre com cenário de afluências mensais de acordo com as Médias de Longo Termo (MLT).

A formulação apresentada pela equação recursiva (2.27) e pelas equações (2.7) a (2.16), que representam a equação de transição de estado e as restrições do problema, se mantém inalterada.

A cada estágio  $t$ , o volume útil do reservatório é discretizado em um número definido previamente, entre  $x^{\min}$  e  $x^{\max}$ . Para cada possível estado de armazenamento no início do intervalo, são avaliadas todas as possíveis decisões de turbinagem  $q_t$ , discretizadas entre  $\underline{q}_t$  e  $\bar{q}_t$ , e, para cada uma delas, assume-se um dado valor de vazão afluente  $y_t$ . [25]. A Figura 2.10 ilustra o processo de decisão para a PDD.

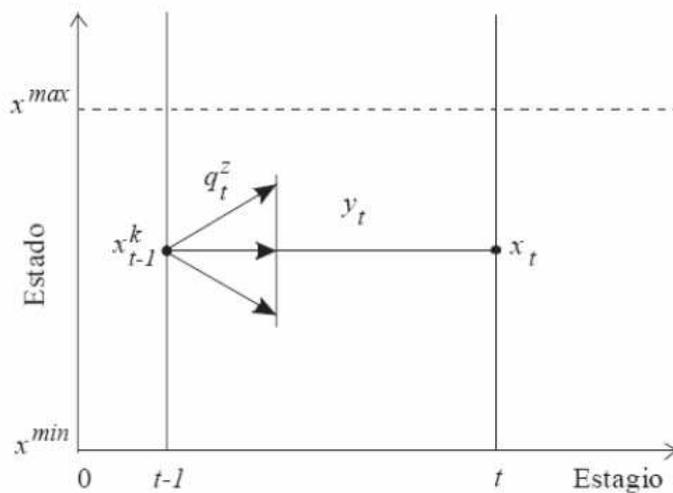


Figura 2.10 – Esquemático da decisão no estágio  $t-1$  para a PDD [25]

Como resultado da PDD, obtêm-se tabelas de decisão mensais com valores de decisão ótima e custo associado para cada estado discreto de armazenamento de cada estágio do modelo.

## Programação Dinâmica Estocástica

A segunda abordagem da PD considerada foi a Programação Dinâmica Estocástica. Esta modelagem caracteriza-se pela aplicação da metodologia da PD considerando um cenário

probabilístico de afluência, caracterizado pela distribuição de probabilidades das vazões do histórico e correlação com vazão passada.

Segundo [25], quando o ajuste de probabilidades é feito de forma isolada usando apenas as informações do mês correspondente ao estágio em questão, tem-se a Programação Dinâmica Estocástica Independente (PDEI). Considera-se desta forma que a afluência do mês atual não é influenciada pelas afluências dos meses anteriores.

Quando se considera que as vazões afluentes seguem uma tendência e, portanto, que a afluência de um dado mês pode ser melhor estimada se forem observadas as informações dos meses anteriores, tem-se a chamada PDE dependente. As funções de distribuição de probabilidades para cada mês são ajustadas considerando a correlação entre o mês atual e os anteriores.

Neste trabalho, considerou-se a aplicação da Programação Dinâmica Estocástica Markoviana (PDEM), cuja sistemática contempla a utilização de um modelo markoviano na representação da estocasticidade das vazões na PDE [63]. Este modelo é baseado em um processo periódico auto-regressivo de ordem 1, sob a hipótese de que a vazão afluente ao sistema em um estágio  $t$  qualquer do período de planejamento depende somente da vazão afluente ocorrida no estágio  $t-1$ . Esta consideração pode ser interpretada como uma tentativa de representar a tendência hidrológica no processo de decisão operativa das usinas.

Neste caso, as variáveis de estado no modelo são representadas pelo volume armazenado,  $x_t$ , e pela vazão afluente do estágio anterior,  $y_{t-1}$ . A variável de decisão continua sendo representada pela turbinagem. O ajuste das vazões com base na função de densidade de probabilidade condicional, que correlaciona a variável vazão  $y_t$  com  $y_{t-1}$  é representado por  $f(y_t / y_{t-1})$  e a probabilidade associada é representada por  $p_t(y_t / y_{t-1})$ . Neste contexto, a equação recursiva indicada na equação (2.27) para a PDD é reformulada como segue:

$$\alpha_{t-1}(x_{t-1}, y_{t-1}) = \min_{q_t} \{E_{y_t|y_{t-1}} [\Psi(D_t - P_t) + \lambda_t \cdot \alpha_t(x_t, y_t)]\} \quad (2.28)$$

na qual:

$E_{y_t|y_{t-1}}[.]$ : valor esperado com relação à afluência no estágio  $t$ ;

$x_t$ : variável de estado, volume, no estágio  $t$ ;

- $y_t$ : variável de estado, vazão, no estágio  $t$ ;
- $\lambda_t$ : coeficiente de valor presente para o estágio  $t$ ;
- $q_t$ : decisão do estágio  $t$ ;
- $\Psi(D_t - P_t)$ : custo presente esperado da complementação térmica;
- $\alpha_t(x_t, y_t)$ : custo futuro esperado mínimo;

Assim, em cada estágio as decisões são determinadas através da minimização da soma do custo presente esperado com o custo futuro esperado, assumindo decisões ótimas para todos os estágios subseqüentes.

Esta formulação é denominada do tipo “decisão-acaso”, já que as decisões são tomadas sem o conhecimento das vazões afluentes no próprio mês, mas em função da distribuição de probabilidade das vazões.

A Figura 2.11 ilustra o processo de decisão da PDEM, evidenciando a nova composição do espaço de estados que passa a ser dependente da vazão do mês anterior, além do volume armazenado. Neste contexto, para cada possível estado de armazenamento no início do intervalo, percorrem-se os estados discretos de aflüência do mês anterior e para cada conjunto de estado são avaliadas todas as possíveis decisões de turbinagem.

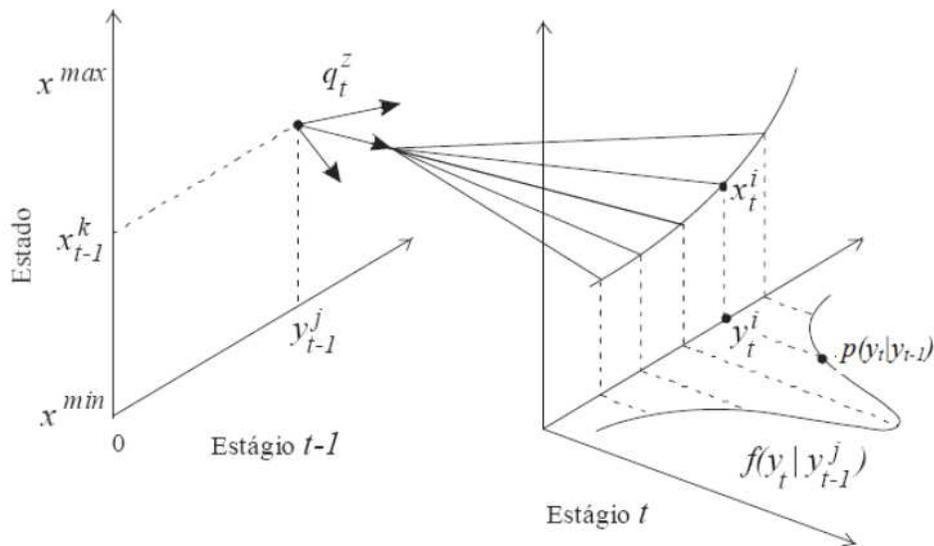


Figura 2.11 – Esquemático da decisão no estágio  $t-1$  para a PDEM [25]

Como resultado da PDEM, obtêm-se tabelas de decisão mensais com valores esperados de decisão ótima e custo associado, em cada estágio, para cada estado discreto de armazenamento e cada estado discreto de afluência do mês anterior.

### 2.4.3 Política Operativa baseada em Controle em Malha Aberta

A política operativa baseada em Controle em Malha Aberta (CMA) e denominada *Open-Loop Feedback Control* (OLFC), foi abordada no trabalho de [62] e consiste em uma modelagem alternativa à Programação Dinâmica em problemas envolvendo incertezas. A PD pode ser caracterizada como uma política de controle em malha fechada, já que determina, de maneira *ex-ante*, as regras de operação que atribuem uma decisão ótima para cada possível estado do sistema em cada estágio do período de planejamento.

Na política de malha fechada, não se procura obter valores numéricos ótimos, mas se procura, de fato, encontrar uma regra de operação que forneça, em cada estágio  $t$ , uma decisão ótima  $q_t^*$  para cada possível estado  $x_t$  do sistema [63].

Na formulação de um problema de Controle em Malha Aberta, para cada estágio  $t$  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  $[t, T]$ . Apenas a solução ótima do primeiro estágio de otimização é selecionada para atuar no sistema. Uma nova medida é observada para o estágio  $t+1$ , a partir do qual o procedimento é repetido [62].

No problema de planejamento da operação energética, o Controle em Malha Aberta, é uma política operativa baseada num processo adaptativo de tomada de decisões, em que, a cada intervalo de tempo, um previsor de vazões alimenta o otimizador que define as metas ótimas de operação. O procedimento previsão/otimização é repetido a cada intervalo do horizonte de planejamento visando minimizar os desvios na trajetória ótima dos reservatórios das usinas, os quais são ocasionados pelos erros entre os valores previstos e verificados das vazões [64].

Segundo [62], a vantagem associada à 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.

A Figura 2.12 ilustra o fluxograma do processo previsão/otimização da política de Controle em Malha Aberta. Nota-se que, a cada estágio, o otimizador é reabastecido com uma nova previsão de vazão e com a saída do simulador, que oferece a atualização das variáveis de estado do sistema.

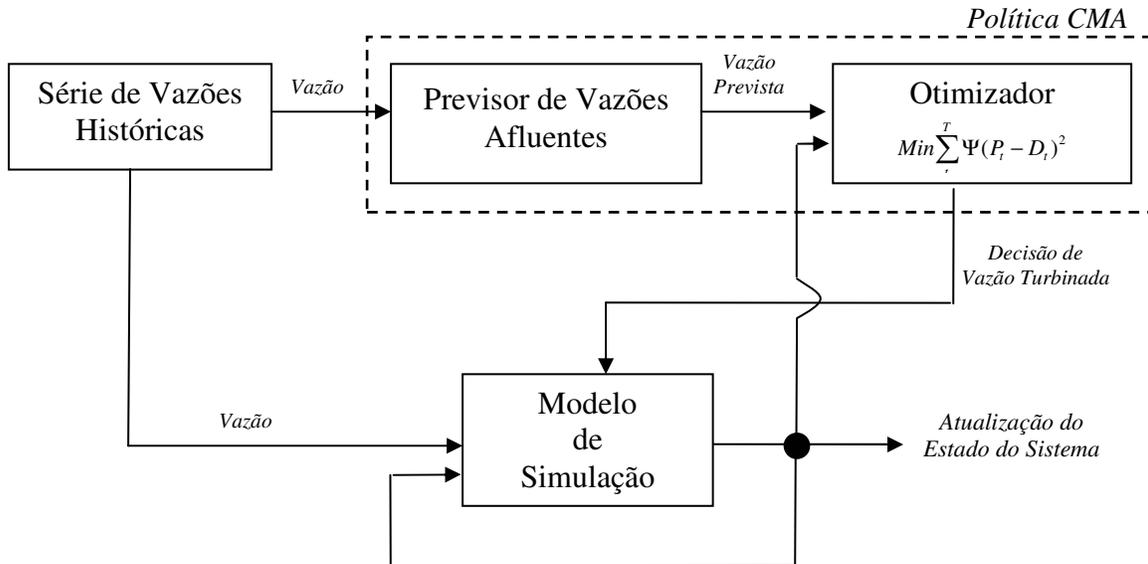


Figura 2.12 – Fluxograma do processo de implementação da política Operativa baseada em Controle em Malha Aberta

Neste trabalho, para implementações da política CMA, foi tomado os valores mensais da Média de Longo Termo (MLT) como previsor. Além disso, adotou-se um período de otimização variável, entre 12 e 23 meses, e fixou-se o mês final como o mês de início do período seco, quando normalmente os reservatórios estão com suas capacidades de armazenamento totalmente preenchidas [65].

A política operativa do Controle em Malha Aberta, que foi abordada no trabalho [62], foi implementada e testada para a operação energética de sistemas hidrotérmicos com uma única usina hidrelétrica no trabalho [65], o qual mostrou desempenho similar à programação dinâmica estocástica. No trabalho [64] a abordagem, cujo nome dado foi de Controle Preditivo, foi estendida e adaptada para aplicação no Sistema Interligado Nacional.

Para mais informações sobre a política do controle em malha aberta, recomenda-se a consulta dos trabalhos [62], [64] e [65].

# Capítulo 3

## Estudo de Casos

Este capítulo apresenta os estudos de casos e a análise dos resultados obtidos com a simulação da metodologia neural nebulosa no planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos. Estes resultados foram comparados com outras políticas operativas como as políticas de programação dinâmica e a política de malha aberta. Estas políticas foram abordadas em trabalhos anteriores, conforme apresentado no Capítulo 2. Os estudos de casos foram desenvolvidos considerando um sistema formado por um único reservatório e foram realizados para cinco usinas hidrelétricas pertencentes às quatro regiões do Sistema Interligado Nacional, quais sejam a região Sudeste/Centro-Oeste, a região Sul, a região Nordeste e a região Norte.

### 3.1 Ambiente de Simulação

As simulações de todas as políticas abordadas neste trabalho foram realizadas no ambiente do HydroLab [23], software de otimização e simulação hidrotérmica desenvolvido no laboratório COSE da UNICAMP. Dentro deste ambiente, utilizou-se o módulo HydroSim LP [23] para implementação das políticas operativas. Este módulo realiza a simulação em base mensal, considerando as usinas individualizadas e todas as restrições expressas na formulação do problema de otimização da operação apresentada no capítulo 2.

O desenvolvimento da política de operação por meio do sistema de inferência nebulosa, qual seja o treinamento e validação dos dados, foi realizado no ambiente do MATLAB [39], sendo que os resultados da rede treinada eram simulados, posteriormente, no HydroSim LP.

## 3.2 Testes Realizados

Foram realizados estudos com sistemas formados por um único reservatório, a fim de se observar o comportamento da política de Rede Neural Nebulosa (RNN) com um maior detalhamento aos parâmetros definidores da otimização da produção hidrelétrica e de maneira comparativa às demais políticas. As políticas operativas utilizadas na comparação foram as políticas de programação dinâmica e a política de malha aberta. Nas políticas baseadas em cenário determinístico de afluência foi utilizado o histórico de vazões, correspondentes aos registros dos anos de 1932 a 2005. Para permitir uma análise das políticas, independentemente do perfil hidrológico e características das usinas, as simulações e as comparações das políticas foram efetuadas para cinco usinas do Sistema Interligado Nacional, representando todas as quatro regiões do SIN.

As Usinas Hidrelétricas escolhidas para compor os sistemas de único reservatório foram a UHE Barra Grande e a UHE Machadinho na região Sul, a UHE Emborcação na região Sudeste, a UHE Sobradinho na região Nordeste e a UHE Tucuruí na região Norte. Em cada sistema considerou-se a presença de um parque termelétrico de mesmo porte cujo custo foi modelado como uma função quadrática.

A UHE Barra Grande está localizada no Rio Pelotas, na bacia do Rio Uruguai e contribui com 690 MW de potência instalada ao Sistema. Possui, na configuração atual de usinas, o quarto maior reservatório de regularização da região Sul, com 2.193 hm<sup>3</sup> de volume armazenável. Sua vazão afluente média histórica (anos de 1931 a 2006) configura-se com valores da ordem de 293 m<sup>3</sup>/s, entretanto sua variabilidade hidrológica, ou seja, sua elevada alternância de valores de vazão e sazonalidade pouco marcante, são bastante relevantes, conforme destacou [66], principalmente em função do perfil meteorológico errático da região Sul e da composição do solo da região, que favorece o rápido escoamento da chuva pela calha do rio.

Segundo [67], apesar da grande área de drenagem da bacia do Uruguai (cerca de 45.000 km<sup>2</sup> até a UHE Itá), o escoamento na região é bastante rápido devido às altas declividades dos rios e à predominância do escoamento superficial, decorrente da fina camada de solo argiloso. Em geral, as rochas que formam o substrato desta região apresentam pouca porosidade e baixa capacidade de absorver e armazenar a água do solo. Estas características são responsáveis por um regime fluvial estritamente ligado ao regime pluvial, tendo como consequência deflúvios diários

dependentes das condições meteorológicas, as quais apresentam grande variabilidade. O trecho da referência [68] ilustra o tema em tela:

*“Em consequência das características físicas da bacia, tais como relevo pronunciado, fortes declividades, solos relativamente argilosos, rasos e pouco permeáveis e substrato rochoso de basalto com baixa capacidade de armazenamento e regularização, as cheias no rio Uruguai ocorrem com muita rapidez e a vazão do rio é bastante variável. Além disso, as cheias na bacia ocorrem com maior frequência no inverno, porém ocorrem cheias em qualquer época do ano devido as condicionantes climáticas.”*

A UHE Barra Grande é a principal usina, em termos de regularização hidrológica, da bacia do Rio Uruguai, já que apresenta a maior capacidade de volume armazenável, além de se localizar na cabeceira da bacia, em paralelo à UHE Campos Novos. Sua entrada em operação, verificada em novembro de 2005, modificou o perfil de armazenamento da região, fazendo com que a bacia do Uruguai passasse a ser a segunda maior bacia em representatividade de armazenamento na região Sul, com aproximadamente 25% da capacidade total da região. As bacias do rio Iguaçu e bacia do Rio Jacuí representam cerca de 55% e 17% da capacidade de armazenamento da região Sul, respectivamente<sup>5</sup>. A Figura 3.1 ilustra a disposição dos aproveitamentos da região Sul segundo suas bacias hidrográficas.

A Tabela 3.1 e a Figura 3.2 apresentam um resumo dos principais dados operativos da UHE Barra Grande.

---

<sup>5</sup> Informação das bacias da região Sul retiradas do Relatório Diário da Situação Hidráulico-Hidrológica das Usinas Hidrelétricas do SIN – RDH – ONS, 05/01/2009

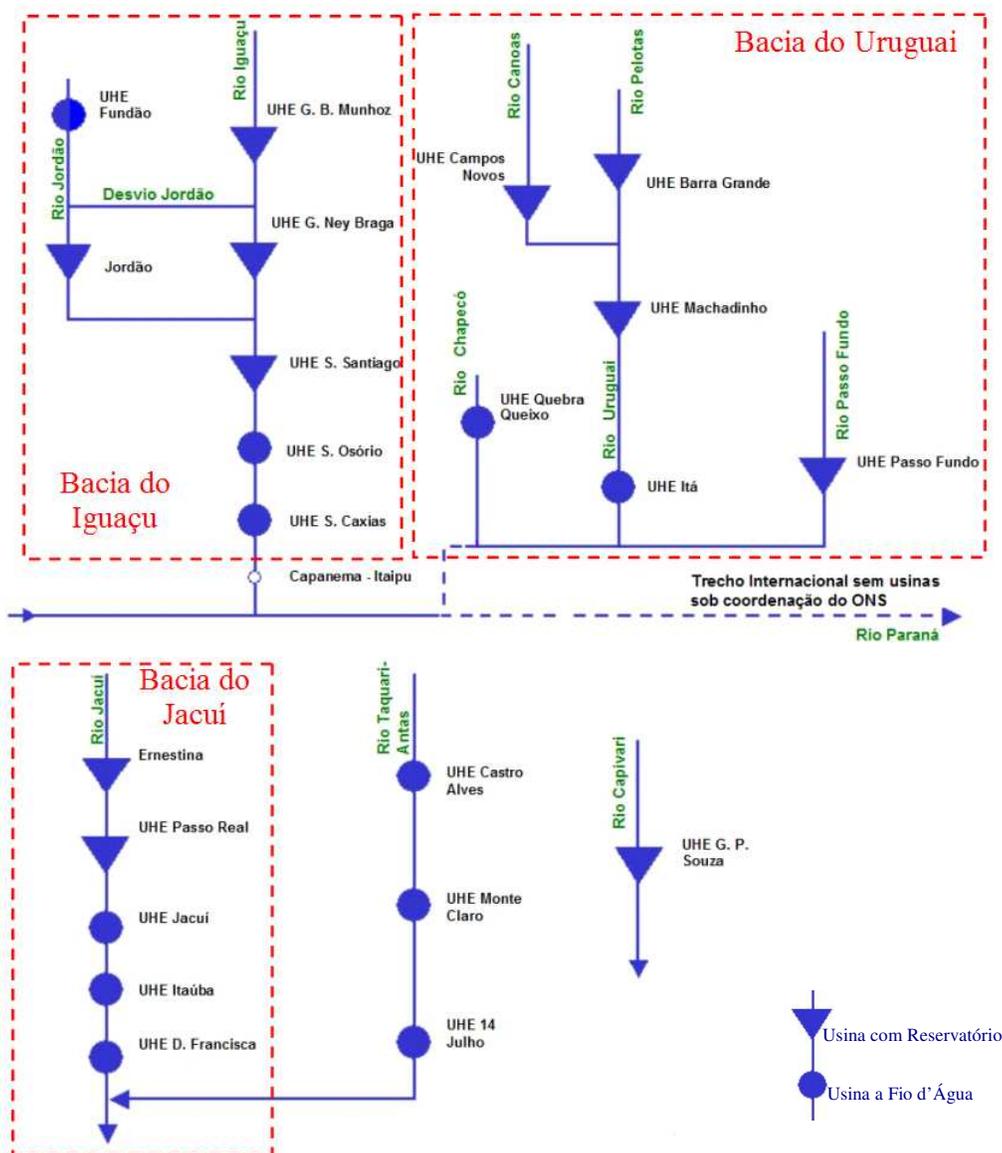


Figura 3.1 – Disposição dos aproveitamentos nas Bacias Hidrográficas da região Sul<sup>6</sup>

<sup>6</sup> Esquemático obtido do Informativo Preliminar Diário da Operação (IPDO) – ONS – 5/01/2009

Tabela 3.1: Características Operativas Relevantes – UHE Barra Grande<sup>7</sup>

<b>Características</b>	<b>Valor</b>
<b>Capacidade Instalada (MW)</b>	690
<b>Volume Máximo (hm<sup>3</sup>)</b>	4.904
<b>Volume Mínimo (hm<sup>3</sup>)</b>	2.712
<b>Volume Útil (hm<sup>3</sup>)</b>	2.193
<b>Cota Montante Máxima (m)</b>	647
<b>Cota Montante Mínima (m)</b>	617
<b>Cota Média do Canal de Fuga (m)</b>	481
<b>Perda Hidráulica Média (m)</b>	3,3
<b>Produtividade Específica (MW/m<sup>3</sup>/s/m)</b>	0,009025
<b>Número de Unidades Geradoras (#)</b>	3
<b>Engolimento Máximo (m<sup>3</sup>/s)</b>	516
<b>Vazão Afluente MLT (m<sup>3</sup>/s)</b>	293

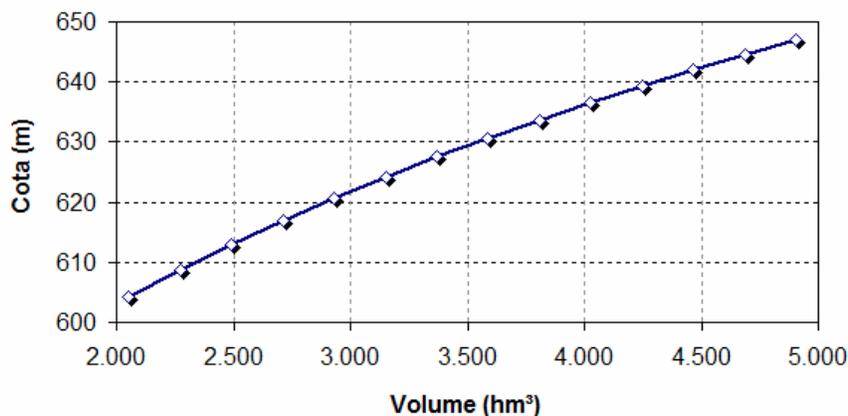


Figura 3.2 – Curva Cota x Volume – UHE Barra Grande

A UHE Machadinho está localizada no Rio Uruguai, na bacia do Rio Uruguai, a jusante das UHE's Barra Grande e Campos Novos e a montante da UHE Itá. Apresenta 1.140 MW de potência instalada e um reservatório de regularização de dimensões reduzidas, com 1.057 hm<sup>3</sup> de volume armazenável. Sua vazão afluente média histórica (anos de 1931 a 2006) configura-se com valores da ordem de 739 m<sup>3</sup>/s, entretanto, conforme citado anteriormente para a UHE Barra Grande, sua variabilidade hidrológica é bastante relevante, principalmente em função do perfil meteorológico errático da região Sul e da composição do solo da região, que favorece o rápido escoamento da chuva pela calha do rio. A Tabela 3.2 e a Figura 3.3 apresentam um resumo dos principais dados operativos da UHE Machadinho.

<sup>7</sup> Dados obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS ([www.ons.org.br](http://www.ons.org.br))

Tabela 3.2: Características Operativas Relevantes – UHE Machadinho <sup>8</sup>

<b>Características</b>	<b>Valor</b>
<b>Capacidade Instalada (MW)</b>	1.140
<b>Volume Máximo (hm<sup>3</sup>)</b>	3.340
<b>Volume Mínimo (hm<sup>3</sup>)</b>	2.283
<b>Volume Útil (hm<sup>3</sup>)</b>	1.057
<b>Cota Montante Máxima (m)</b>	480
<b>Cota Montante Mínima (m)</b>	465
<b>Cota Média do Canal de Fuga (m)</b>	371
<b>Perda Hidráulica Média (m)</b>	1,1
<b>Produtividade Específica (MW/m<sup>3</sup>/s/m)</b>	0,008927
<b>Número de Unidades Geradoras (#)</b>	3
<b>Engolimento Máximo (m<sup>3</sup>/s)</b>	1.311
<b>Vazão Afluyente MLT (m<sup>3</sup>/s)</b>	739

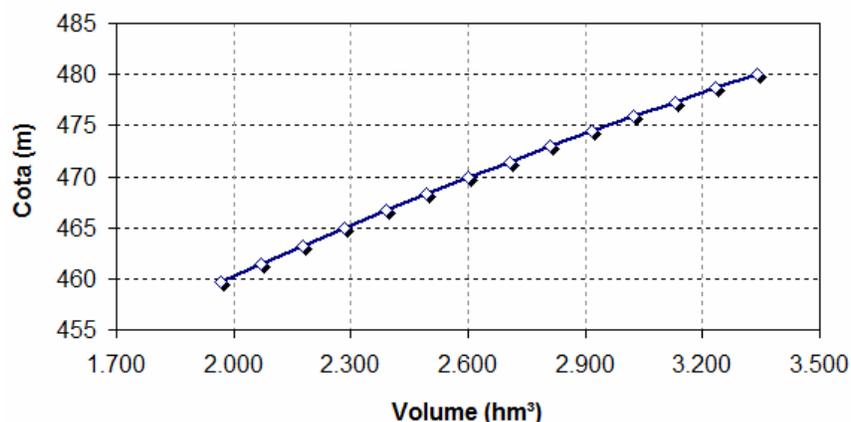


Figura 3.3 – Curva Cota x Volume – UHE Machadinho

A UHE Emborcação está localizada no Rio Paranaíba, na bacia do Rio Paranaíba e contribui com 1.192 MW de potência instalada ao Sistema. Possui, na configuração atual de usinas, o quarto maior reservatório de regularização da região Sudeste, com 13.056 hm<sup>3</sup> de volume armazenável. Sua vazão afluyente média histórica (anos de 1931 a 2006) apresenta valores da ordem de 486 m<sup>3</sup>/s e seu perfil hidrológico, conforme comportamento meteorológico da região Sudeste, configura-se estável, com um período seco de vazões invariavelmente inferiores às vazões do período úmido. Sua operação apresenta grande relevância para o fornecimento de

<sup>8</sup> Dados obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS ([www.ons.org.br](http://www.ons.org.br))

energia do SIN, haja vista que se localiza na cabeceira da bacia do Paranaíba, que juntamente com a bacia do Rio Grande, contribuem fortemente para a regularização do complexo hidrelétrico da Bacia do Paraná, a qual pertence, como usina de jusante, a UHE Itaipu. A Tabela 3.3 e a Figura 3.4 apresentam um resumo dos principais dados operativos da UHE Emborcação.

Tabela 3.3: Características Operativas Relevantes – UHE Emborcação <sup>9</sup>

<b>Características</b>	<b>Valor</b>
<b>Capacidade Instalada (MW)</b>	1.192
<b>Volume Máximo (hm<sup>3</sup>)</b>	17.725
<b>Volume Mínimo (hm<sup>3</sup>)</b>	4.669
<b>Volume Útil (hm<sup>3</sup>)</b>	13.056
<b>Cota Montante Máxima (m)</b>	661
<b>Cota Montante Mínima (m)</b>	615
<b>Cota Média do Canal de Fuga (m)</b>	522
<b>Perda Hidráulica Média (%)</b>	1,3
<b>Produtividade Específica (MW/m<sup>3</sup>/s/m)</b>	0,008731
<b>Número de Unidades Geradoras (#)</b>	4
<b>Engolimento Máximo (m<sup>3</sup>/s)</b>	1.048
<b>Vazão Afluente MLT (m<sup>3</sup>/s)</b>	486

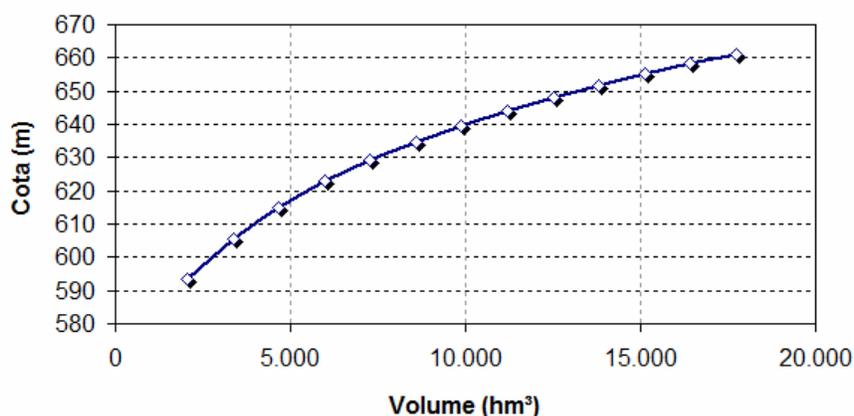


Figura 3.4 – Curva Cota x Volume – UHE Emborcação

A UHE Sobradinho está localizada no Rio São Francisco, na bacia do Rio São Francisco e contribui com 1.050 MW de potência instalada ao Sistema. Possui, na configuração atual de usinas, o terceiro maior reservatório de regularização do SIN e o maior da região Nordeste, com 28.669 hm<sup>3</sup> de volume armazenável. Sua vazão afluente média histórica (anos de 1931 a 2006)

<sup>9</sup> Dados obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS ([www.ons.org.br](http://www.ons.org.br))

apresenta valores da ordem de 2.689 m<sup>3</sup>/s e seu perfil hidrológico configura-se bastante estável, com períodos úmidos e secos muito bem caracterizados, ainda mais estáveis que o perfil das usinas da região Sudeste. Sua operação, em termos de regularização hidrológica, é fundamental para a manutenção confiável do atendimento energético na região Nordeste, principalmente no período seco, de maio a novembro, quando a utilização de seu reservatório permite a manutenção de vazão para operação das UHE's, a fio d'água, Paulo Afonso, Moxotó e Xingó, todas a jusante da UHE Sobradinho no Rio São Francisco. A Tabela 3.4 e a Figura 3.5 apresentam um resumo dos principais dados operativos da UHE Sobradinho.

Tabela 3.4: Características Operativas Relevantes – UHE Sobradinho <sup>10</sup>

<b>Características</b>	<b>Valor</b>
<b>Capacidade Instalada (MW)</b>	1.050
<b>Volume Máximo (hm<sup>3</sup>)</b>	34.116
<b>Volume Mínimo (hm<sup>3</sup>)</b>	5.447
<b>Volume Útil (hm<sup>3</sup>)</b>	28.669
<b>Cota Montante Máxima (m)</b>	393
<b>Cota Montante Mínima (m)</b>	381
<b>Cota Média do Canal de Fuga (m)</b>	363
<b>Perda Hidráulica Média (m)</b>	0,5
<b>Produtividade Específica (MW/m<sup>3</sup>/s/m)</b>	0,009023
<b>Número de Unidades Geradoras (#)</b>	6
<b>Engolimento Máximo (m<sup>3</sup>/s)</b>	4.278
<b>Vazão Afluente MLT (m<sup>3</sup>/s)</b>	2.689

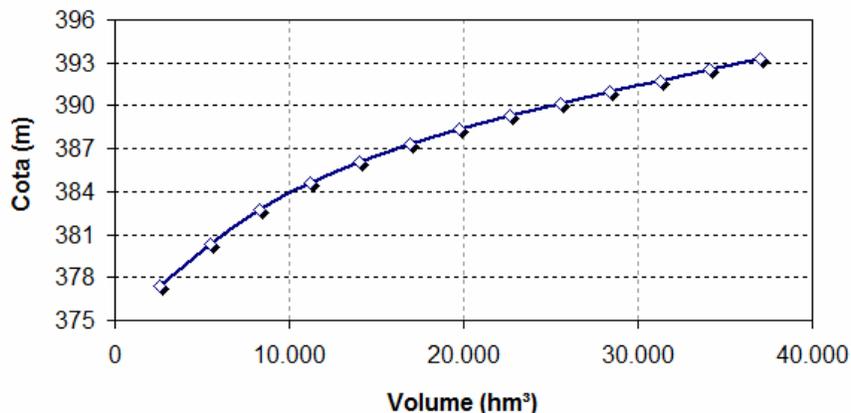


Figura 3.5 – Curva Cota x Volume – UHE Sobradinho

<sup>10</sup> Dados obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS ([www.ons.org.br](http://www.ons.org.br))

A UHE Tucuruí está localizada no Rio Tocantins, na bacia do Rio Tocantins e contribui com 8.370 MW de potência instalada ao Sistema. Possui, na configuração atual de usinas, o segundo maior reservatório de regularização do SIN, com 38.982 hm<sup>3</sup> de volume armazenável. Sua vazão afluente média histórica (anos de 1931 a 2006) apresenta valores da ordem de 11.028 m<sup>3</sup>/s e seu perfil hidrológico configura-se altamente estável, conforme característica meteorológica da região Norte, qual seja, chuvas abundantes no verão e escassez no inverno. Assim, a UHE Tucuruí apresenta período seco de vazões baixas, cerca de 20% da MLT anual, e período úmido de vazões bastante elevadas, cerca de 200% da MLT anual. Nestas condições, sua operação se configura claramente com vertimento no período úmido e deplecionamento pleno com controle de nível no período seco. A Tabela 3.5 e a Figura 3.6 apresentam um resumo dos principais dados operativos da UHE Tucuruí.

Tabela 3.5: Características Operativas Relevantes – UHE Tucuruí <sup>11</sup>

<b>Características</b>	<b>Valor</b>
<b>Capacidade Instalada (MW)</b>	8.370
<b>Volume Máximo (hm<sup>3</sup>)</b>	50.275
<b>Volume Mínimo (hm<sup>3</sup>)</b>	11.293
<b>Volume Útil (hm<sup>3</sup>)</b>	38.982
<b>Cota Montante Máxima (m)</b>	74
<b>Cota Montante Mínima (m)</b>	52
<b>Cota Média do Canal de Fuga (m)</b>	8,6
<b>Perda Hidráulica Média (m)</b>	0,6
<b>Produtividade Específica (MW/m<sup>3</sup>/s/m)</b>	0,009182
<b>Número de Unidades Geradoras (#)</b>	25
<b>Engolimento Máximo (m<sup>3</sup>/s)</b>	14.340
<b>Vazão Afluente MLT (m<sup>3</sup>/s)</b>	11.028

<sup>11</sup> Dados obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS ([www.ons.org.br](http://www.ons.org.br))

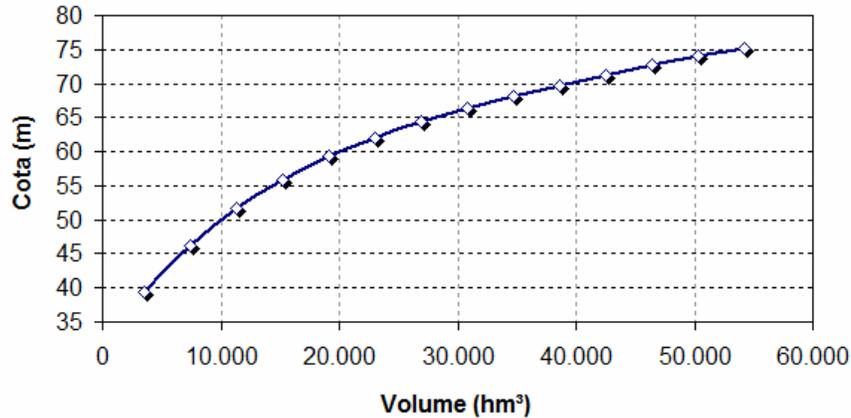


Figura 3.6 – Curva Cota x Volume – UHE Tucuruí

Nas simulações e otimizações da operação hidrotérmica, as demandas dos sistemas foram adotadas constantes e proporcionais à potência hidrelétrica instalada em cada sistema. Isto assegura uma composição hidrotérmica aproximadamente uniforme em todos os sistemas considerados. Nos modelos em que se faz necessária uma previsão de afluências futuras, de forma a manter foco na análise da eficiência das políticas e não do previsor, foi adotado um previsor simples baseado na Média de Longo Termo mensal (MLT mensal).

O custo da complementação térmica,  $\Psi_t(\cdot)$ , referenciado na equação (2.18), foi aproximada como uma função quadrática desta complementação, ou da geração térmica e déficit, de acordo com a abordagem do Despacho Econômico Termelétrico descrito no Capítulo 2. A equação (3.1) apresenta a referida função de custo, que foi adotada semelhante à função proposta no artigo de [69] e [70].

$$\Psi(G_t) = 0,02 \cdot (G_t)^2 \quad (3.1)$$

Além das políticas de programação dinâmica, controle de malha aberta e rede neural nebulosa, duas políticas adicionais foram utilizadas como referência na comparação, a solução do Ótimo Absoluto (OA) e a solução da política de máximo armazenamento, cujo nome dado foi política Fio d'água (Fio). A solução do Ótimo Absoluto, alimentada com as afluências históricas, apesar de não constituir uma política operativa real, uma vez que assume a previsão perfeita das vazões afluentes, foi incluída nos resultados para estabelecer um limitante superior para o desempenho das políticas operativas reais. A operação a fio d'água (Fio), que mantém os reservatórios cheios

a todo tempo, através do equilíbrio constante entre a vazão afluyente e a descarga da usina, foi incluída entre as simulações na expectativa de fornecer um limitante inferior de desempenho para as políticas reais, já que não faz uso da função de regularização do reservatório.

Os estudos realizados nesta dissertação foram avaliados segundo duas métricas, quais sejam (i) a análise do comportamento da Rede Neural Nebulosa (RNN) em termos de eficiência das etapas de aprendizado e validação com foco na comparação da resposta da RNN com a resposta ótima, e (ii) a avaliação da simulação da RNN em sistemas hidrelétricos com vistas à comparação do seu desempenho com demais políticas operativas tratadas neste trabalho.

A avaliação do comportamento da RNN (i) foi realizada com base na mensuração de indicadores de erros médios e análise gráfica da comparação entre a saída indicada pelo otimizador determinístico e a saída indicada pela RNN. Com relação às comparações das políticas operativas (ii), os resultados quantitativos foram avaliados em termos de geração hidrelétrica média e seu desvio padrão, custo total da operação, vertimento médio e produtividade média. Adicionalmente, com vistas a permitir uma análise qualitativa das políticas, foram avaliadas, também, as trajetórias de volume e geração das usinas para diferentes períodos do histórico.

As premissas utilizadas na definição e simulação da política operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa, bem como das demais políticas utilizadas como comparação, quais sejam a Programação Dinâmica Determinística e Estocástica e o Controle em Malha Aberta, que foram introduzidas no capítulo 2, são complementadas a seguir.

- **Política Operativa baseada em Sistema de Inferência Nebulosa**

Neste item será detalhado o processo de implementação e simulação da metodologia proposta neste trabalho, o Sistema de Inferência Neural-Nebulosa Adaptativo, ou RNN.

Após o treinamento, que foi realizado com dados da operação ótima da planta, foi obtida uma base de regras de inferência nebulosa, do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>, que irá reproduzir o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada, em cada estágio, em função das condições de entrada estipuladas.

Para a definição da RNN que resultasse no melhor desempenho em comparação à resposta ótima, ou seja, menores erros médios no treinamento e validação, foram avaliadas inúmeras combinações de variáveis de entrada, procurando encontrar qual combinação agregava mais

informação ao treinamento da rede. Dentre as avaliações, destacam-se os testes realizados para definir quantos meses passados de vazão afluyente seriam utilizados para compor a média da vazão considerada como entrada na rede. Como resultado, a melhor solução obtida foi para a consideração da vazão média dos últimos 12 meses, como uma das variáveis de entrada. Este resultado heurístico encontra respaldo em estudos recentes [69] que obtiveram resultados semelhantes. Como exemplo, para os testes da RNN referente à operação da UHE Barra Grande, a melhora de desempenho da rede, em termos de custo médio da simulação, quando da consideração dos últimos 12 meses de vazão em contrapartida à consideração dos últimos 3 meses, foi de aproximadamente 3%.

Ainda com relação às variáveis de treinamento da rede, como saída foi utilizada a vazão turbinada da usina e, como entrada da rede, além da vazão afluyente média dos últimos 12 meses, foram utilizados o Volume Útil (VU) inicial e a vazão turbinada do mês anterior. É importante comentar que a consideração da vazão turbinada do mês anterior, como variável de entrada, melhorou consideravelmente o desempenho da rede. Este resultado pode ser adotado como coerente, na medida em que esta informação carregaria boa parte do histórico operativo da usina em análise, em especial com respeito à sazonalidade e à estratégia ótima da operação.

Por fim, neste trabalho, considerando as premissas citadas acima, foram obtidas, simuladas e utilizadas na comparação com as demais políticas duas RNN's: (i) RNN mensal e (ii) RNN anual. Na primeira abordagem, foram obtidas 12 RNN's para cada usina, ou seja, uma rede para cada mês. Na segunda abordagem foi obtida uma RNN para cada usina, considerando todo o histórico dos dados.

- **Programação Dinâmica**

A Programação Dinâmica é uma das técnicas mais populares utilizadas na otimização hidrotérmica, principalmente pelo fato de sua metodologia abordar com sucesso a estocasticidade e a não-linearidade do problema. Neste trabalho, para fins de comparação com a política proposta, foram desenvolvidas e simuladas a política de Programação Dinâmica Determinística (PDD) e a Programação Dinâmica Estocástica Markoviana (PDEM).

O processo de simulação da política de programação dinâmica consiste, inicialmente, na obtenção da tabela de decisão do sistema em análise. Esta tabela, para cada estágio do problema,

define a vazão turbinada ótima (saída) em função dos valores do estado do sistema, que para a PDD consiste no armazenamento do sistema e para a PDEM consiste no armazenamento e na vazão afluente do mês anterior, quando considerado o modelo auto-regressivo de ordem 1. Para o caso estocástico, há a necessidade de se ajustar as funções de distribuição de probabilidades das vazões, que serão utilizadas na obtenção das tabelas de decisão ótima. Por fim, realiza-se a simulação das políticas de programação dinâmica por meio das referidas tabelas de decisões, considerando as vazões do histórico 1932 a 2005.

Para fins de ilustração, a Figura 3.7 mostra a tabela de decisão obtida para a UHE Barra Grande, no mês de setembro, quando considerada a PDEM.

Para o ajuste de probabilidades das vazões na PDEM, foi usada, em todos os casos, a distribuição Normal. Como exemplo, a Figura 3.8 e a Figura 3.9 apresentam a distribuição das frequências das vazões e o referido ajuste das vazões para o mês de setembro para a UHE Barra Grande, respectivamente.

Para as implementações de programação dinâmica, a discretização das variáveis de decisão foi considerada contínua, através de um método de varredura por razão áurea, segundo proposto no artigo [70]. As variáveis de estado foram discretizadas 100 vezes para cada um dos 120 intervalos de tempo considerados. Nas políticas estocásticas, com respeito à variável de afluência, foi utilizado o valor 10 para o número de discretizações.

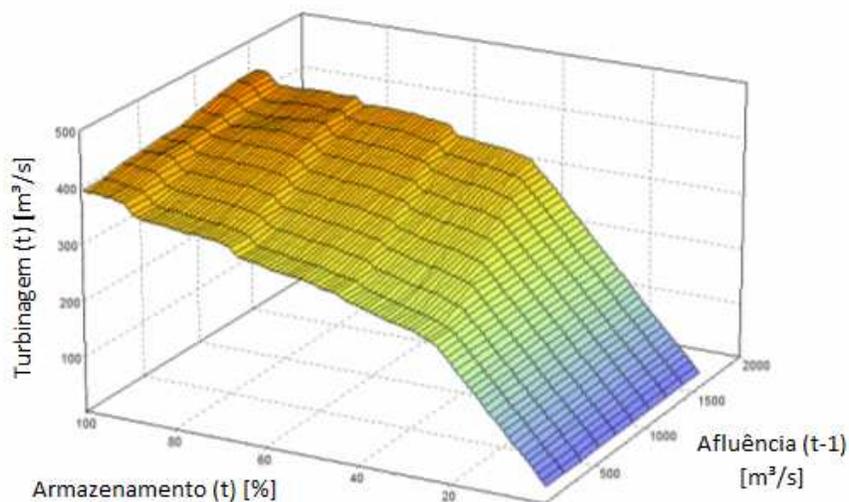


Figura 3.7 – Tabela de decisão da PDEM para o mês de setembro na UHE Barra Grande

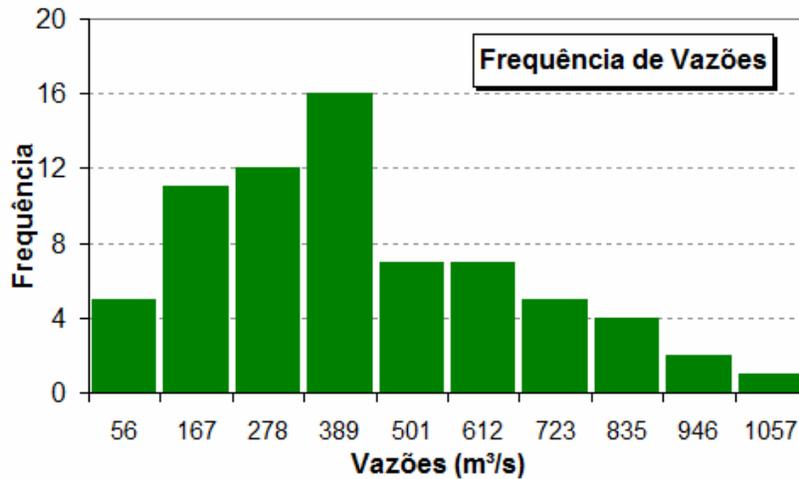


Figura 3.8 – Frequência das vazões para o mês de setembro na UHE Barra Grande

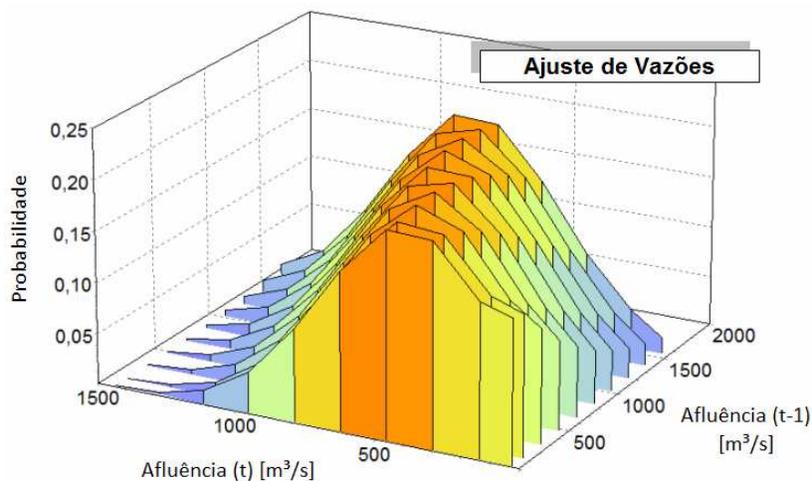


Figura 3.9 – Ajuste das vazões para o mês de setembro na UHE Barra Grande

- **Controle em Malha Aberta**

Neste item, será avaliada a política do Controle em Malha Aberta (CMA) que foi abordada no Capítulo 2 e cujos resultados se mostraram promissores. Esta proposta combina um modelo de otimização determinístico com um modelo de previsão de vazões em uma plataforma de controle de malha aberta. Basicamente, em cada estágio, o sistema é realimentado com os resultados da simulação do estágio anterior, uma nova previsão de vazão é definida e realiza-se a otimização determinística do sistema para um horizonte variável do mês corrente até o mês inicial do próximo período seco, que se configura como o mês de maio para o Sudeste, Nordeste e Norte e novembro para a região Sul. Os resultados do primeiro mês desta otimização são, então, utilizados para realimentar o próximo estado do sistema quando, então, o processo se repete.

Com relação à previsão de vazões, foi adotado um cenário igual a Média de Longo Termo mensal.

### **3.3 Resultados**

Foram realizados estudos com sistemas formados por um único reservatório e as usinas hidrelétricas escolhidas para compor os sistemas de estudo foram a UHE Barra Grande e a UHE Machadinho na região Sul, a UHE Emborcação na região Sudeste, a UHE Sobradinho na região Nordeste e a UHE Tucuruí, na região Norte.

Os resultados são apresentados na seqüência de cada usina mencionada acima e estão organizados de modo a ilustrar o (i) perfil hidrológico, o (ii) perfil da operação ótima das usinas e o desempenho da metodologia RNN, em termos de (iii) capacidade de reprodução das turbinagens ótimas e em termos (iv) comparativos às demais políticas operativas. Ademais, são delineados os comportamentos das políticas por meio da (v) avaliação das trajetórias de Volume Útil e Geração Média Mensal em três biênios de hidrologias distintas do histórico de vazões, conforme mostrado na Tabela 3.6 e Tabela 3.7. Estes biênios foram escolhidos para cada região de modo a propiciar um período inferior à MLT, um período próximo à MLT e um período superior à MLT. Para tanto, e considerando que a região Sul apresenta perfil hidrológico distinto das demais regiões, foram escolhidos biênios distintos para esta região. Para permitir uma melhor análise das políticas, as simulações, nos biênios, foram feitas partindo-se com os reservatórios em 100% de armazenamento.

Ressalta-se que, nas avaliações das trajetórias de volume e geração, foram suprimidos os resultados do Controle em Malha Aberta pelo fato de serem parecidos com os resultados da Programação Dinâmica Determinística e para evitar, assim, um excesso de informação nos referidos gráficos e permitir uma melhor avaliação do comportamento da RNN. Por conseguinte, nas trajetórias estão apresentados os resultados das políticas do Ótimo Absoluto, da PDD, da Programação Dinâmica Estocástica Markoviana e da política RNN que apresentar o melhor desempenho, seja a mensal ou a anual.

Por último, para cada usina, são apresentados conclusões e comentários sobre o desempenho das políticas operativas e sobre o desempenho comparativo da política RNN.

É importante destacar que os resultados numéricos apresentados neste trabalho, referentes ao desempenho operativo das usinas, não almejam avaliar a capacidade operativa individual de cada usina, mas, fundamentalmente, visam permitir uma comparação entre as políticas estudadas, para fins de avaliação do desempenho da política operativa proposta nesta dissertação, ou seja, o sistema de inferência nebulosa. Assim, todos os resultados quantitativos das usinas, apresentados nesta dissertação, devem ser considerados apenas no âmbito deste trabalho.

Tabela 3.6: Biênios para apresentação das trajetórias de V.U. e Geração Mensal – Região Sul

<b>UHE's Região Sul</b>	<b>Anos</b>
<b>Período Seco</b>	nov/44 a out/46
<b>Período Médio</b>	nov/68 a out/70
<b>Período Úmido</b>	nov/82 a out/84

Tabela 3.7: Biênios para apresentação das trajetórias de V.U. e Geração Mensal – Região Sudeste, Nordeste e Norte

<b>UHE's Região Sudeste, Nordeste e Norte</b>	<b>Anos</b>
<b>Período Seco</b>	mai/52 a abr/54
<b>Período Médio</b>	mai/72 a abr/74
<b>Período Úmido</b>	mai/81 a abr/83

De modo a ilustrar o procedimento utilizado para obtenção, implementação e simulação da política da Rede Neural Nebulosa (RNN), bem como das demais políticas utilizadas como comparação, na seqüência, é apresentado um roteiro das etapas da aplicação dos testes, o qual foi respeitado para todas as usinas avaliadas neste trabalho:

- 1) Otimização Determinística com Perfeita Previsão (Ótimo Absoluto)
- 2) Treinamento da RNN com os dados do Ótimo Absoluto
  - a. RNN anual
  - b. RNN mensal
- 3) Comparação das saídas do OA e da RNN
- 4) Simulação da RNN (mensal e anual) com o histórico de vazões
- 5) Simulação das políticas PDD, PDEM, CMA e Fio
- 6) Comparação do desempenho das políticas simuladas

- **UHE Barra Grande**

Primeiramente, para fomentar as avaliações das políticas operativas para a UHE Barra Grande, é apresentada, na Figura 3.10, o perfil das vazões afluentes históricas da usina. Nota-se que, em termos médios, o período de maiores vazões configura-se entre os meses de maio e outubro, quando a média mensal de vazão atinge, no mês de setembro, seu valor máximo, 472 m<sup>3</sup>/s. Entretanto, em função das características climáticas e geológicas da região Sul, nota-se, também, elevada dispersão dos valores de vazões mensais, cuja sinalização pode ser observada na Figura 3.10 por meio das bandas de percentis de 10% e 90%. Esta banda representa a faixa intermediária de valores de vazões verificadas em cada mês, desprezando a faixa de 10% dos valores superiores e a faixa de 10% dos valores inferiores. Fundamentalmente, apesar da tendência de ocorrência de vazões mais elevadas no período de maio a outubro, existem, no histórico, ocorrências de vazões baixas e altas em todos os meses do ano.

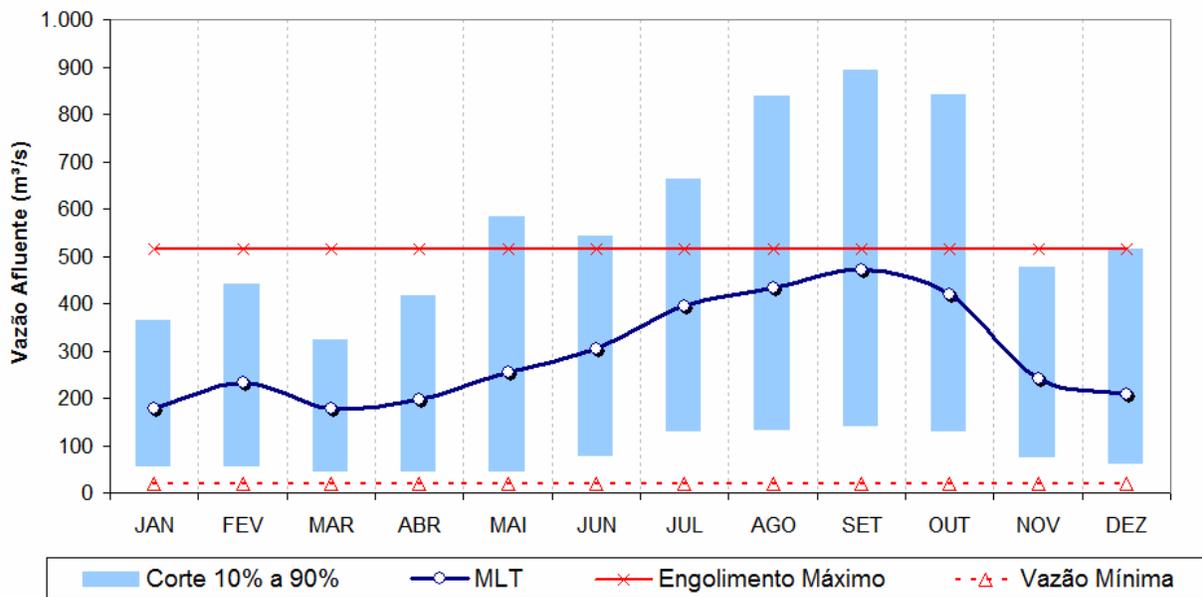


Figura 3.10 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Barra Grande

Adicionalmente ao perfil hidrológico desenhado acima, conforme ilustrado no início deste capítulo, a UHE Barra Grande possui uma capacidade de armazenamento de 2.193 hm<sup>3</sup>, o que permite uma regularização mensal da cascata, mas que pode verificar-se reduzida em função da dimensão das vazões. Neste contexto, a otimização de sua operação no histórico de afluência resultou em perfil de operação com baixa característica sazonal e muitas variações de Volume

Armazenado e Turbinagem, os quais, por vezes, excursionaram entre seus valores mínimos e máximos. A Figura 3.11, com respeito à otimização determinística do histórico, mostra o perfil médio dos volumes armazenados mensais obtidos e suas bandas de variação, entre os valores mínimos e máximos dentre os 73 valores mensais extraídos da otimização determinística, lembrando que a otimização foi realizada para 73 anos do histórico, ou seja, de 1932 a 2005.

Nota-se, em termos médios, a tendência em se deplecionar o reservatório nos meses de vazões mais baixas, ou seja, novembro a junho. A operação ótima média indicou que em junho a usina encontra-se com níveis da ordem de 50% do armazenamento, e, mostrou ainda, a tendência de absorção das vazões mais elevadas nos meses de julho a novembro, que resulta no enchimento do reservatório para valores médios da ordem de 90%, em novembro. Neste mês, o reservatório atinge seu nível de armazenamento mais elevado, e, assim, prepara-se para o início de um novo ciclo hidrológico.

Este comportamento médio da operação ótima do reservatório, apesar de ser mais evidente para usinas das regiões Sudeste, Nordeste e Norte onde a sazonalidade é mais bem definida, é característico da operação ótima para o problema da operação hidrotérmica [59] e [21].

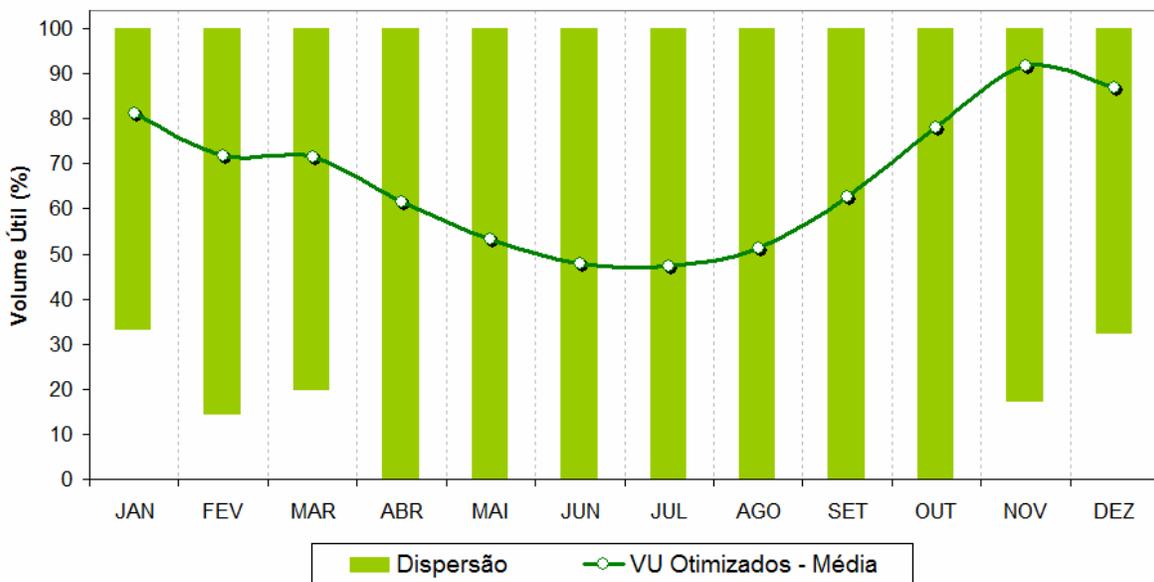


Figura 3.11 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Barra Grande

Após a realização da otimização determinística para o histórico de vazões, extraiu-se a série de dados a ser utilizada no treinamento da Rede Neural Nebulosa, ou seja, os padrões mensais de V.U., Vazão Afluente média dos últimos 12 meses, Vazão Turbinada no mês anterior e decisão

de vazão turbinada no mês corrente. Destaca-se que a presença de padrões de dados que compreendam todo o espaço de estados é determinante para permitir um bom desempenho da política RNN, à medida que, desta forma, a base de regras terá sido treinada para todas as condições apresentadas como entrada na simulação. Para a UHE Barra Grande, boa parte do espaço de estados foi compreendido, sendo que apenas os meses de novembro a março não apresentaram valores de volume armazenado para toda a faixa entre 0 e 100%. Para minimizar esta questão, na simulação, quando o V.U. da usina era inferior a 30%, o simulador determinava uma turbinagem fixa, que, heurísticamente, foi definida como 200 m<sup>3</sup>/s. Quando o V.U. era superior a 30% utilizava-se o sistema de inferência nebulosa.

Na Figura 3.12 é ilustrada a dispersão dos valores de turbinagem ótima, resultante da otimização determinística com perfeita previsão, e dos valores de turbinagem resultante da aplicação da metodologia RNN mensal para a UHE Barra Grande, considerando o espectro de dados do treinamento, do teste e da validação. Nota-se elevada aderência entre os valores das turbinagens ótimas e da RNN, evidenciando que a base de regras nebulosas obteve sucesso na interpretação e reprodução do comportamento ótimo da operação da usina. Ainda assim, a avaliação dos gráficos de dispersão indicou a presença de uma nuvem de pontos fora do eixo  $x=y$ , o que permite concluir que existe espaço para se buscar um algoritmo de aprendizagem ainda mais eficiente e que resultaria em um desempenho global ainda melhor.

Adicionalmente, para avaliar numericamente o desempenho da RNN, a Tabela 3.8 apresenta os valores da raiz do erro médio quadrático e do erro relativo médio das etapas de treinamento, teste e validação. Estes valores foram calculados com base nas equações (3.2) e (3.3) referentes à raiz do erro médio quadrático e ao erro relativo médio, respectivamente. Observa-se, mais uma vez, excelente desempenho da RNN, sendo que foram obtidos erros médios da ordem de 10% dos valores da turbinagem ótima para todos os dados processados.

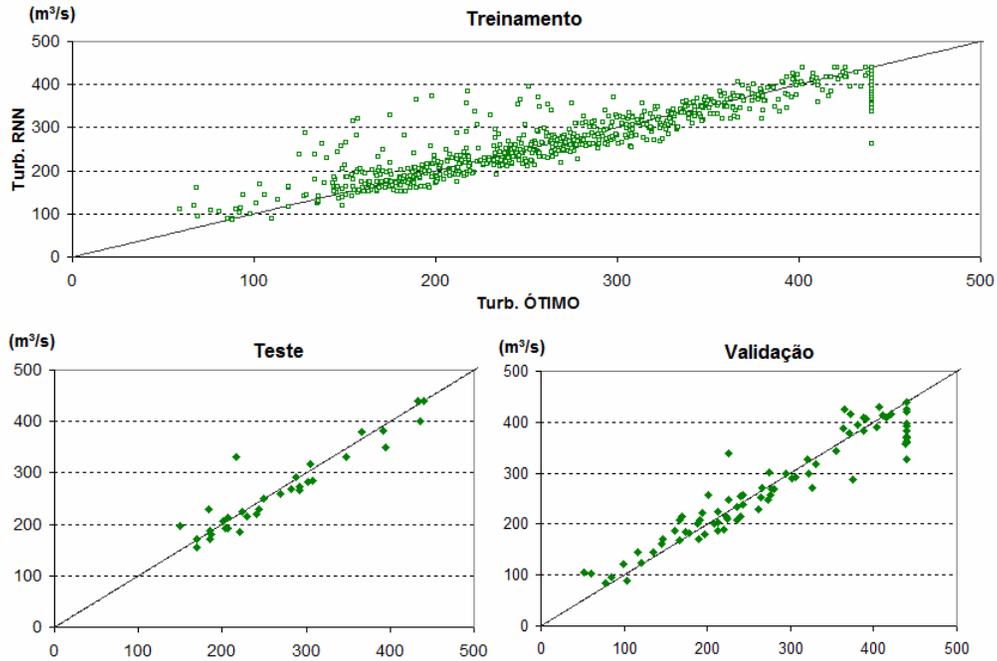


Figura 3.12 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Barra Grande

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{P} \cdot \sum_{t=1}^P (y(t) - y_d(t))^2} \quad (3.2)$$

$$MRE(\%) = \frac{100}{P} \cdot \sum_{t=1}^P \frac{|y(t) - y_d(t)|}{y_d(t)} \quad (3.3)$$

Tabela 3.8: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Barra Grande

	RMSE	MRE (%)
<b>TOTAL</b>	36	10,1%
<b>TREINAMENTO</b>	36	10,1%
<b>TESTE</b>	27	7,2%
<b>VALIDAÇÃO</b>	36	11,3%

Após o treinamento e obtenção da base de regras nebulosas para a UHE Barra Grande, configurando-se na política chamada de RNN, realizou-se sua simulação no histórico de vazões de 1932 a 2005. Adicionalmente, para fins de comparação, considerando as mesmas premissas, foram realizadas simulações das demais políticas operativas abordadas neste trabalho, quais

sejam, a Programação Dinâmica Determinística, a Programação Dinâmica Estocástica Markoviana e o Controle em Malha Aberta. A Tabela 3.9 apresenta uma análise comparativa dos resultados numéricos da simulação da RNN anual, RNN mensal, Ótimo Absoluto, Fio d'água e das demais políticas operativas citadas anteriormente. Nesta tabela constam os valores de custo médio, diferença percentual dos custos médios com relação à política OA, geração média, desvio padrão da geração, diferença percentual da geração média com relação à política OA, vertimento médio e produtividade média.

Em primeiro lugar, a avaliação da Tabela 3.9 indica, por meio da diferença entre os custos médios da política de desempenho superior (OA) e a política de desempenho inferior (Fio), expressiva margem de otimização na operação da usina. Essa diferença, que foi da ordem de 43%, sinaliza que a utilização de políticas operativas mais eficientes que a política Fio resultará em ganhos consideráveis na operação da usina.

Ainda com respeito à Tabela 3.9, observa-se que as políticas operativas com desempenhos mais próximos ao Ótimo Absoluto foram a PDD e a CMA, cujos custos médios ficaram 18,6% e 19,1% superiores ao custo do OA, respectivamente. Com custo médio de 20,2% superior ao OA, a RNN mensal configurou-se como uma política competitiva, próxima ao desempenho da PDD e da CMA e superior ao desempenho da PDEM, cujo custo médio foi 21,6% superior ao OA e a produtividade média de 1,356 MW/m<sup>3</sup>/s, a qual foi a menor entre as políticas. Com relação à RNN mensal, seu bom desempenho pode ser atribuído a uma geração média competitiva e, principalmente, ao valor reduzido de desvio padrão da geração, o qual indica uma política com despachos hidráulicos estáveis ao longo do período de planejamento. Adicionalmente, a RNN anual, apesar de, também, ter obtido resultados competitivos, apresentou desempenho inferior à RNN mensal. Este resultado era esperado, haja vista que o treinamento de regras nebulosas para cada mês permite uma maior aderência à operação ótima já que a operação mensal proporciona dados mais uniformes do que a operação anual. É importante notar que o fato da PDEM ter apresentado em uma geração hidrelétrica média superior à geração da RNN mensal não resultou em um melhor desempenho da PDEM, ou seja, em custo médio inferior. Isso se deve ao comportamento do desvio padrão da geração, ou seja, a estabilidade dos despachos hidrelétricos, e, conseqüentemente, da complementação termelétrica que é benéfica para a redução de custo e, assim, o reduzido desvio padrão da geração da RNN mensal foi determinante para resultar em um desempenho superior desta política em comparação à PDEM.

Tabela 3.9: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Barra Grande

	Custo Médio (\$)	Diferença (%)	Geração Média (MW <sub>med</sub> )	Desvio Padrão (MW <sub>med</sub> )	Diferença (%)	Vertimento Médio (m <sup>3</sup> /s)	Produt. Média (MW/m <sup>3</sup> /s)
OA	2.297		383	123		15	1,391
Fio	3.292	<b>43,3%</b>	340	191	<b>-11,0%</b>	61	1,474
CMA	2.735	<b>19,1%</b>	356	139	<b>-7,0%</b>	36	1,368
PDD	2.725	<b>18,6%</b>	357	141	<b>-6,6%</b>	35	1,368
PDEM	2.793	<b>21,6%</b>	359	157	<b>-6,1%</b>	32	1,356
<b>RNN anual</b>	<b>2.795</b>	<b>21,7%</b>	<b>350</b>	<b>135</b>	<b>-8,5%</b>	<b>42</b>	<b>1,383</b>
<b>RNN mensal</b>	<b>2.762</b>	<b>20,2%</b>	<b>352</b>	<b>134</b>	<b>-8,0%</b>	<b>41</b>	<b>1,382</b>

De forma a permitir uma visualização gráfica das grandezas apresentadas na Tabela 3.9, a Figura 3.13, a Figura 3.14 e a Figura 3.15 ilustram, para todas as políticas operativas, a geração e custo médios, a dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio e a dispersão dos valores de geração média e desvio padrão, respectivamente. A Figura 3.14 mostra, como mencionado anteriormente, que as políticas RNN mensal e anual trabalharam com armazenamentos mais elevados que as demais políticas, resultando em maior produtividade média e maior vertimento médio. Já a Figura 3.15 mostra a relação entre geração média e desvio padrão, pontuando o desempenho das políticas RNN's com geração média levemente inferior, mas desvio padrão também inferior que as demais políticas.

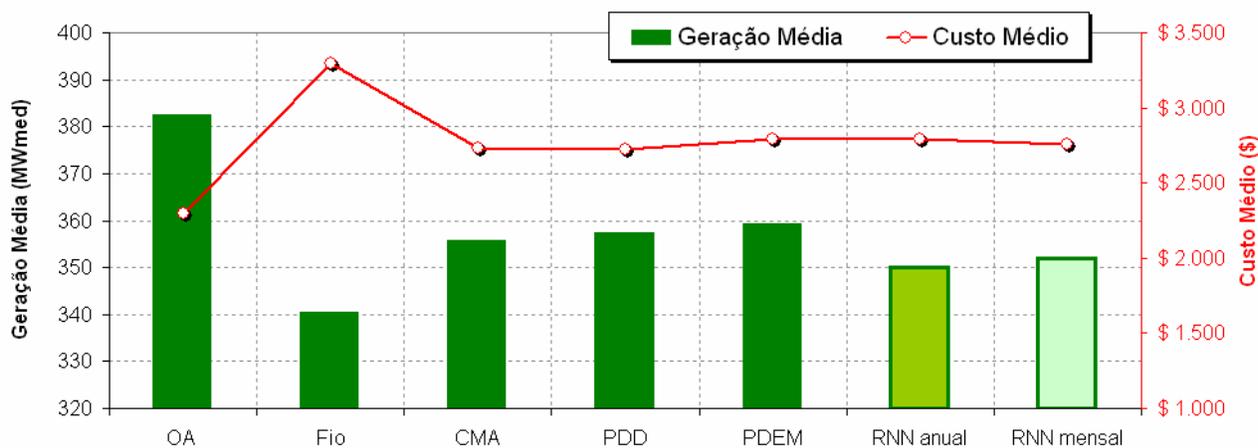


Figura 3.13 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Barra Grande, em termos de custo e geração médios

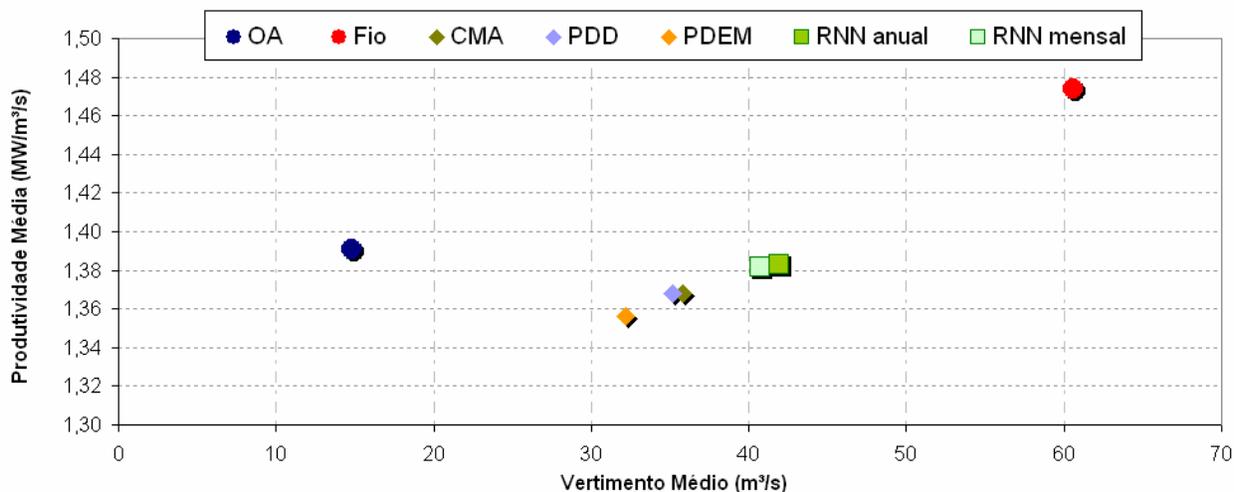


Figura 3.14 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Barra Grande

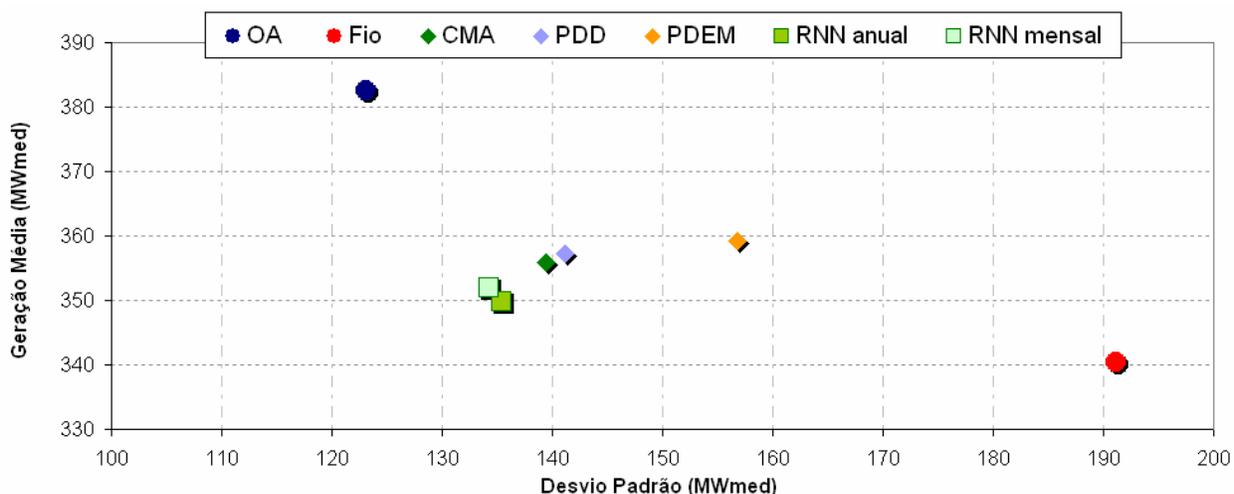


Figura 3.15 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Barra Grande

Por fim, nas avaliações das políticas operativas para a UHE Barra Grande, são apresentadas nas Figura 3.16, Figura 3.17 e Figura 3.18 a evolução das trajetórias do volume armazenado e da geração mensal das políticas OA, PDD, PDEM e RNN mensal para os biênios seco, médio e úmido, respectivamente. A Tabela 3.6 mostra os anos referentes aos biênios simulados para a UHE Barra Grande. Ressalta-se que, de modo a melhor avaliar as trajetórias, as políticas foram simuladas partindo-se o reservatório com 100% de armazenamento. Nota-se, para os três biênios, aderência entre as trajetórias de V.U. e Geração da RNN mensal com as trajetórias das políticas PDD e PDEM. Com destaque, no período médio, a política RNN demonstrou desempenho notável, sendo que sua trajetória de volume ficou bastante aderente ao Ótimo Absoluto.

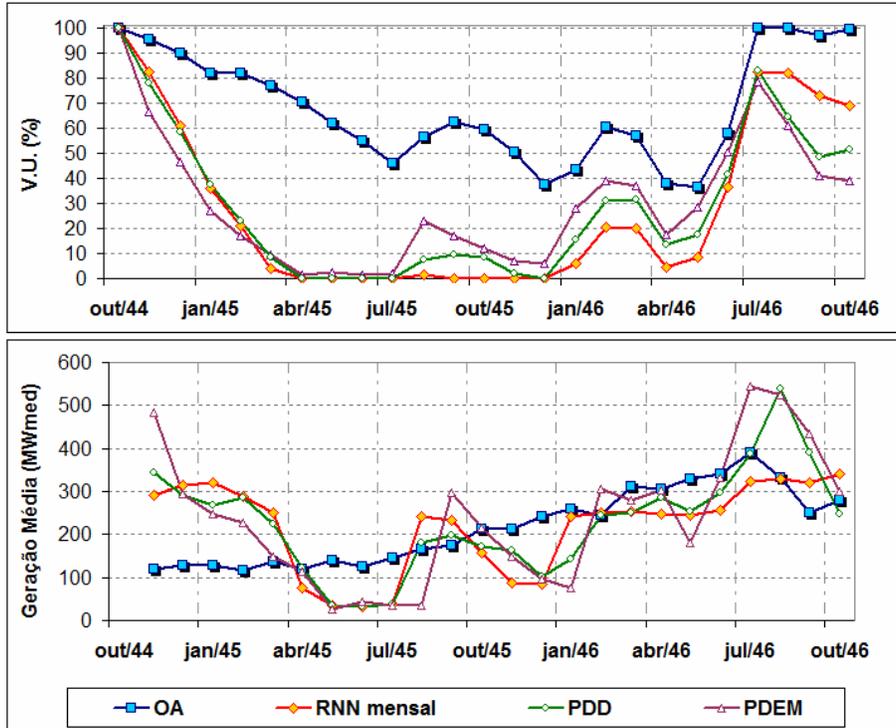


Figura 3.16 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio seco

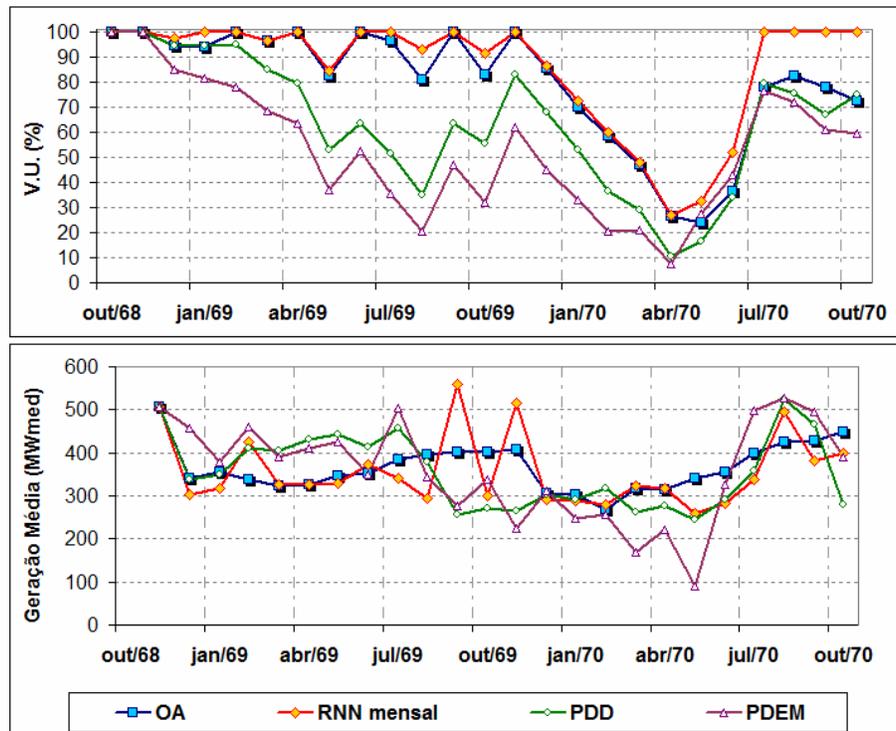


Figura 3.17 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio médio

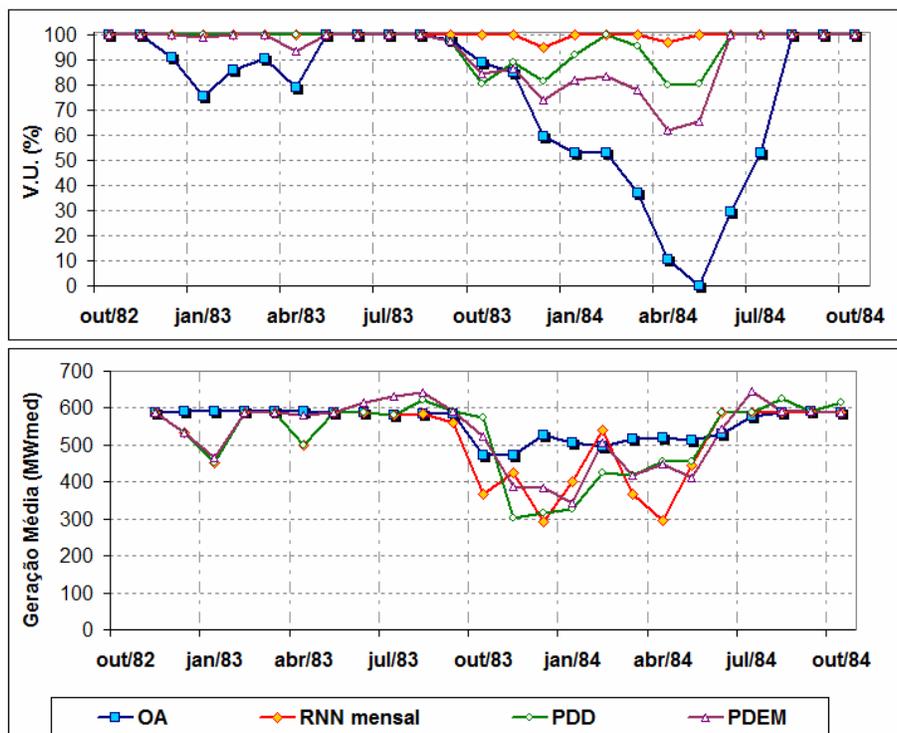


Figura 3.18 – Evolução da trajetória de V.U. e Gerção Média das políticas operativas simuladas para a UHE Barra Grande, no biênio úmido

Em resumo, a execução da otimização determinística com perfeita previsão (OA) e a política a Fio d'água (Fio) indicaram uma margem de otimização da operação da UHE Barra Grande, da ordem de 43%. As políticas operativas abordadas neste trabalho apresentaram desempenho similar, sendo que a política PDD apresentou o melhor desempenho, com custo médio 18,6% superior ao OA. A política RNN mensal se mostrou bastante competitiva, principalmente com relação à estabilidade dos despachos e elevada produtividade média. Seus resultados indicaram custo médio de 20,2% superior ao OA, desempenho, este, superior à PDEM e similar às demais políticas.

A implementação da RNN mensal na UHE Barra Grande resultou em 12 bases de regras, uma para cada mês, com estrutura de 8 regras em cada mês e com três variáveis de entrada e uma de saída. Adotou-se duas funções de pertinência para cada variável de entrada e na saída de cada regra foi considerada um valor constante. De modo a exemplificar a estrutura de uma base de regra, segue abaixo a base obtida para operação da UHE Barra Grande no mês de outubro. Nota-se que, coerentemente, neste mês, a turbinagem tende a ser sempre elevada, sendo que apenas quando a afluência e a turbinagem do mês anterior são baixas a saída da rede também é reduzida.

1. SE (*AFLU é BAIXA*) E (*VU é BAIXO*) E (*TURB(t-1) é BAIXA*) ENTÃO (TURB é 186)
2. SE (*AFLU é BAIXA*) E (*VU é BAIXO*) E (*TURB(t-1) é ALTA*) ENTÃO (TURB é 450)
3. SE (*AFLU é BAIXA*) E (*VU é ALTO*) E (*TURB(t-1) é BAIXA*) ENTÃO (TURB é 148)
4. SE (*AFLU é BAIXA*) E (*VU é ALTO*) E (*TURB(t-1) é ALTA*) ENTÃO (TURB é 415)
5. SE (*AFLU é ALTA*) E (*VU é BAIXO*) E (*TURB(t-1) é BAIXA*) ENTÃO (TURB é 374)
6. SE (*AFLU é ALTA*) E (*VU é BAIXO*) E (*TURB(t-1) é ALTA*) ENTÃO (TURB é 573)
7. SE (*AFLU é ALTA*) E (*VU é ALTO*) E (*TURB(t-1) é BAIXA*) ENTÃO (TURB é 202)
8. SE (*AFLU é ALTA*) E (*VU é ALTO*) E (*TURB(t-1) é ALTA*) ENTÃO (TURB é 332)

Neste contexto, não é possível determinar exatamente, sem auxílio computacional, o montante de turbinagem resultante do Sistema de Inferência Nebuloso, haja vista que a saída da rede é uma combinação ponderada das saídas das regras. Entretanto por meio da avaliação das regras, é possível notar claramente a tendência da operação da planta. Esta característica se configura importante, à medida que permite uma clareza e transparência nas decisões operativas do modelo.

- **UHE Machadinho**

O perfil das vazões afluentes históricas da UHE Machadinho é apresentado, na Figura 3.19. Nota-se um comportamento similar ao verificado para a UHE Barra Grande, ou seja, em termos médios, o período de maiores vazões configura-se entre os meses de maio e outubro, no entanto observa-se, também, elevada dispersão dos valores de vazões mensais, sendo que existem, no histórico, ocorrências de vazões baixas e altas em todos os meses do ano.

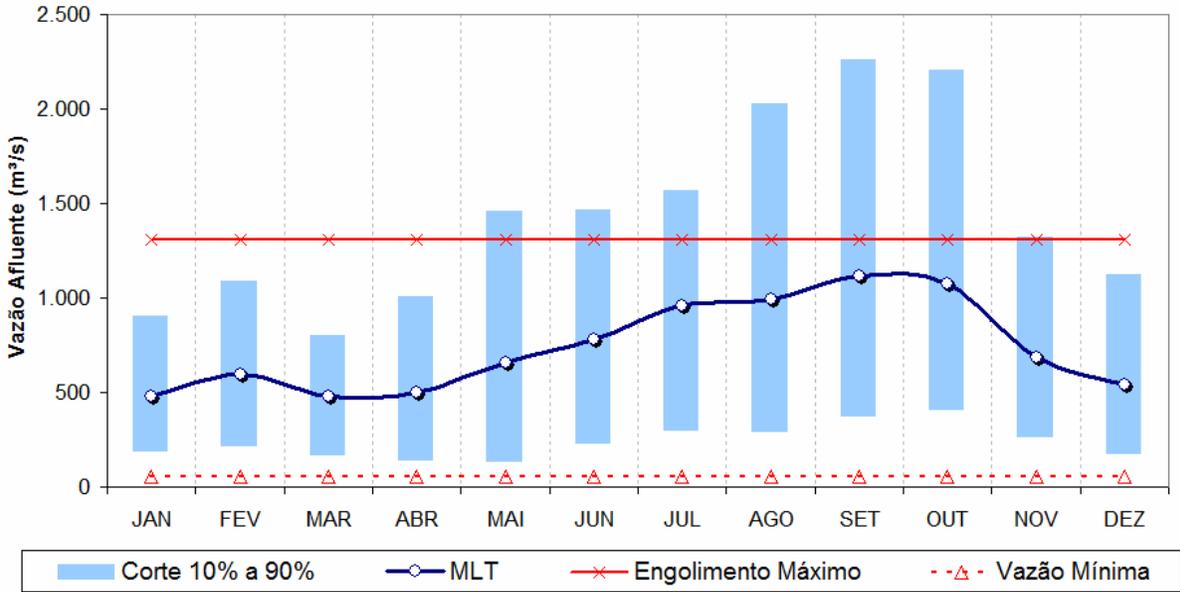


Figura 3.19 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Machadinho

Na seqüência, avaliou-se a otimização determinística de sua operação no histórico de afluência, cujo resultado indicou perfil de operação com baixa característica sazonal e muitas variações de Volume Armazenado, conforme ilustrado na Figura 3.20. Nota-se em termos médios a tendência em se deplecionar o reservatório nos meses de vazões mais baixas e enchê-lo nos meses de vazões mais elevadas, ou seja, maio a outubro. Com destaque, a Figura 3.20 mostra que a otimização determinística para o histórico de vazões da UHE Machadinho resultou em série de dados mensais com padrões que compreendem todo o espaço de estados. Neste contexto, o desempenho da Rede Neural Nebulosa anual e, principalmente, mensal foi favorecida, de modo que, na simulação, as regras estavam treinadas para qualquer padrão de entrada.

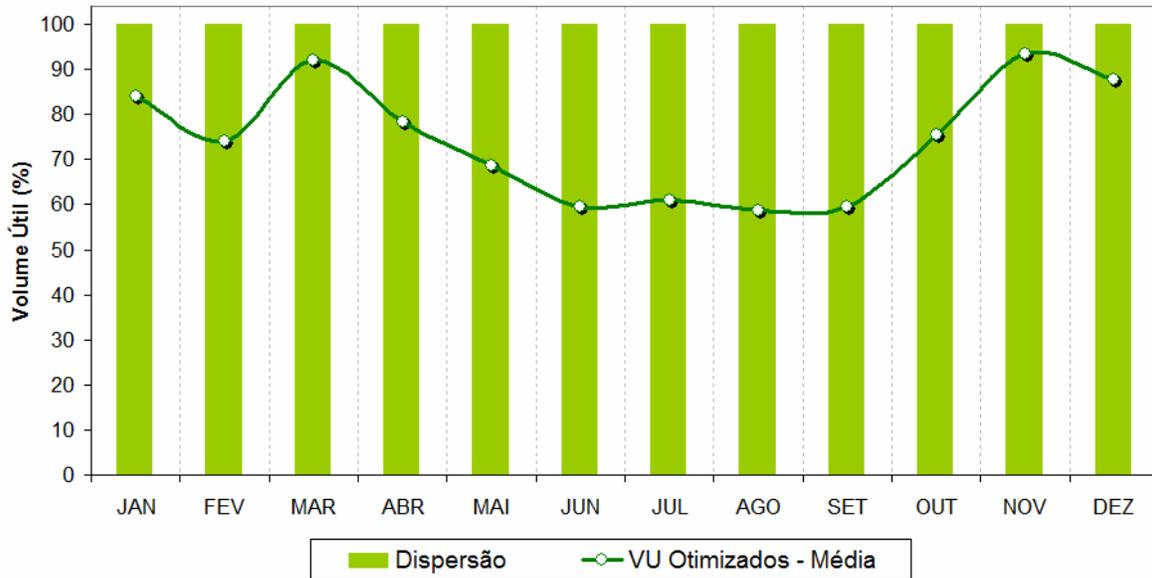


Figura 3.20 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da Machadinho

Na Tabela 3.10 pode ser observado os resultados numéricos do desempenho da RNN, por meio dos valores da raiz do erro médio quadrático e do erro relativo médio das etapas de treinamento, teste e validação. Estes valores, que foram calculados com base nas equações (3.2) e (3.3), configuram-se superiores aos obtidos para as demais usinas consideradas neste trabalho, com erros médios da ordem de 20%. Isso se deve, principalmente, às características da UHE Machadinho, que por possuir reduzida capacidade de armazenamento e vazões afluentes elevadas e extremamente voláteis não apresenta padrões de operação tão bem definidos como as demais usinas, dificultando a captura de seu perfil operativo pela regras nebulosas. Ainda assim, como pode ser observado na Tabela 3.11, as regras nebulosas conseguiram extrair conhecimento suficiente para que, na simulação, a política RNN resultasse em desempenho superior às demais políticas.

Tabela 3.10: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN mensal para UHE Machadinho

	RMSE	MRE (%)
<b>TOTAL</b>	145	22,5%
<b>TREINAMENTO</b>	146	22,6%
<b>TESTE</b>	138	19,1%
<b>VALIDAÇÃO</b>	140	23,2%

A Tabela 3.11 apresenta uma análise comparativa dos resultados numéricos da simulação da RNN anual, RNN mensal, Ótimo Absoluto, Fio d'água e das demais políticas PDD, PDEM e CMA para a UHE Machadinho. Observa-se, primeiramente, que a diferença entre os custos médios da política OA e a política Fio configura-se em pequena margem de otimização na operação da usina, da ordem de 10%. Adicionalmente, diferentemente das demais usinas estudadas neste trabalho, a política Fio não se caracterizou como limitante inferior do custo médio, mostrando-se com desempenho superior às políticas PDD e CMA. Alguns motivos podem ser enumerados para explicar tal fato, como a reduzida capacidade de armazenamento, dimensão elevada das vazões e sua expressiva variabilidade, os quais resultam em reduzidos ganhos na regularização da usina, com ocorrência de vertimentos elevados em todas as políticas, inclusive o Ótimo Absoluto.

Ainda com respeito à Tabela 3.11, observa-se que as políticas operativas com desempenhos mais próximos ao Ótimo Absoluto foram a RNN mensal e a RNN anual, cujos custos médios ficaram 8,6% e 9,0% superiores ao custo do OA, respectivamente. O desempenho favorável das políticas RNN's, mais uma vez, pode ser atribuído, principalmente, a desvios padrões de geração reduzidos. Além disso, trabalharam com elevada produtividade média, superiores, inclusive, à política OA. Com custos médios de 11,2% e 11,5% superiores ao OA, a PDD e a CMA configuraram-se como as políticas de piores desempenhos, sendo, inclusive, inferiores à política Fio. Novamente, a RNN mensal apresentou desempenho superior à RNN anual, ainda que ambas tenham tido desempenho significativamente competitivos. O treinamento de regras nebulosas para cada mês permite uma maior aderência à operação ótima já que a operação mensal proporciona dados mais uniformes do que a operação anual.

Tabela 3.11: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Machadinho

	Custo Médio (\$)	Diferença (%)	Geração Média (MW <sub>med</sub> )	Desvio Padrão (MW <sub>med</sub> )	Diferença (%)	Vertimento Médio (m <sup>3</sup> /s)	Produt. Média (MW/m <sup>3</sup> /s)
OA	7.473		590	267		83	0,915
Fio	8.232	<b>10,2%</b>	571	296	<b>-3,3%</b>	130	0,947
CMA	8.331	<b>11,5%</b>	560	284	<b>-5,1%</b>	109	0,881
PDD	8.309	<b>11,2%</b>	562	286	<b>-4,8%</b>	108	0,882
PDEM	8.167	<b>9,3%</b>	567	284	<b>-3,9%</b>	127	0,926
<b>RNN anual</b>	8.147	<b>9,0%</b>	566	279	<b>-4,1%</b>	126	0,921
<b>RNN mensal</b>	8.116	<b>8,6%</b>	565	275	<b>-4,3%</b>	125	0,918

A Figura 3.21 e a Figura 3.22 apresentam a dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio e a dispersão dos valores de geração média e desvio padrão, respectivamente. A Figura 3.21 mostra, como mencionado, que as políticas RNN mensal e anual trabalharam com armazenamentos mais elevados que as demais políticas, resultando em maior produtividade média e maior vertimento médio. A Figura 3.22 mostra com evidência que a política mais econômica foi a RNN mensal, que se mostrou com geração média próxima às demais e desvio padrão da geração consideravelmente inferior.

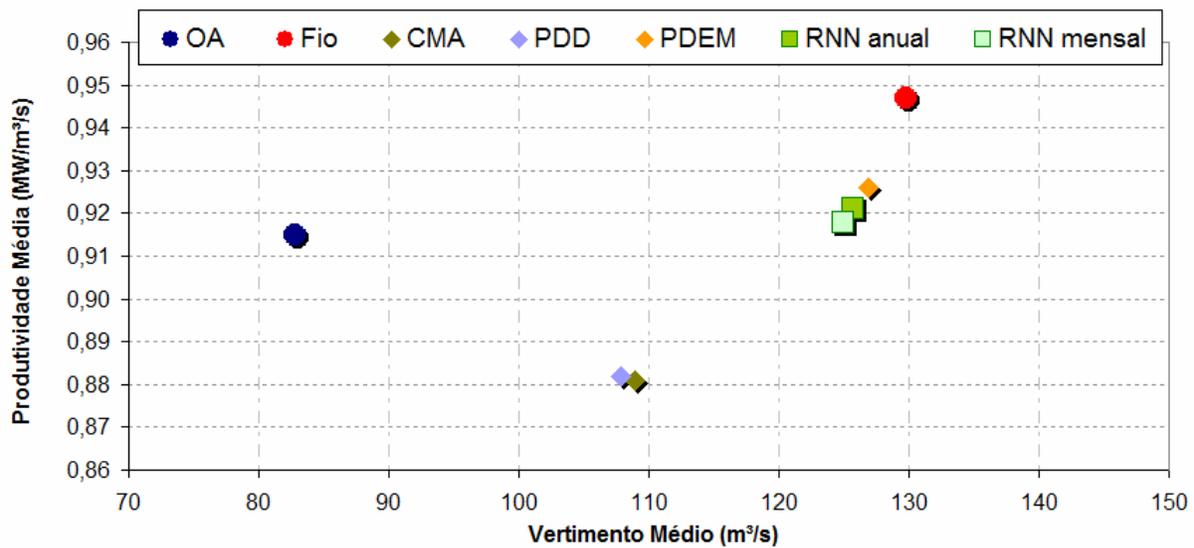


Figura 3.21 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Machadinho

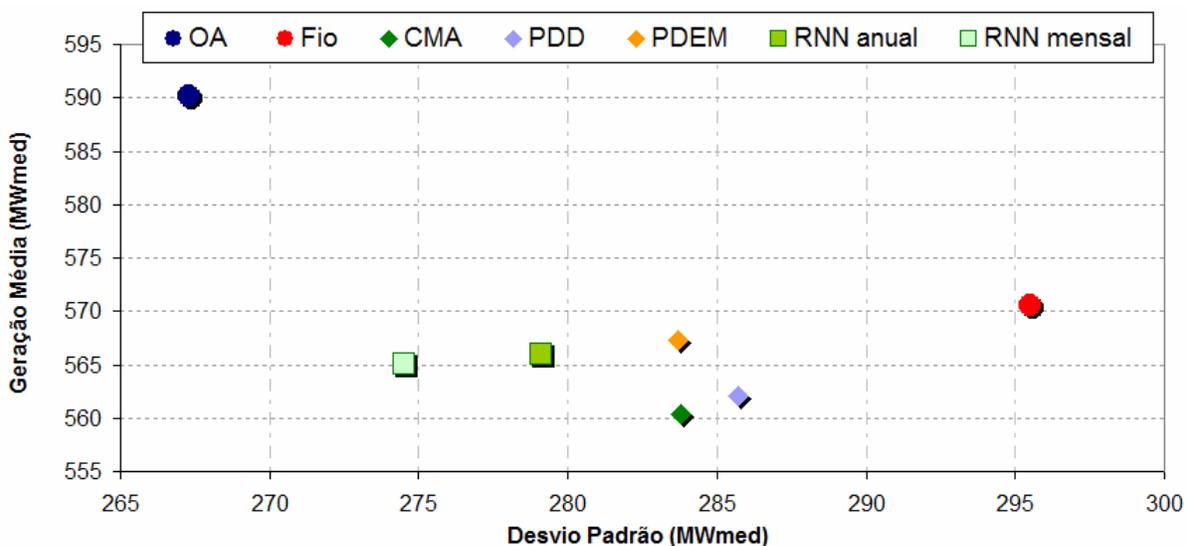


Figura 3.22 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Machadinho

Em resumo, a comparação das políticas operativas para a UHE Machadinho indicou que, diferentemente das demais usinas estudadas, a política Fio não se caracterizou como um limitante inferior de custo, sendo mais eficiente do que as políticas PDD e CMA. As políticas baseadas no sistema de inferência nebulosa apresentaram os melhores desempenhos em termos econômicos, com custos médios de 8,6% e 9,0% superiores ao OA para a RNN mensal e a RNN anual, respectivamente. Observou-se, novamente, elevada produtividade média e reduzido desvio padrão da geração, destacando a estabilidade de seus despachos mensais.

- **UHE Emborcação**

Neste item serão avaliados os resultados da aplicação das políticas operativas propostas neste trabalho para uma usina da região Sudeste, a UHE Emborcação. Diferentemente das duas usinas, da região Sul, avaliadas anteriormente, as usinas da região Sudeste, bem como das regiões Nordeste e Norte, caracterizam-se pela presença clara de sazonalidade em seus perfis hidrológicos e, conseqüentemente, perfis operativos anuais.

A Figura 3.23 apresenta o perfil das vazões afluentes históricas da UHE Emborcação. Conforme mencionado acima, nota-se um comportamento com sazonalidade marcante, sendo que as vazões mais elevadas podem ser verificadas nos meses de novembro a abril, período comumente chamado de período úmido [71]. Nestes meses, além do perfil mais elevado das vazões, constata-se, também, através das bandas de percentis de 10% e 90%, certa variabilidade de seus montantes. Já nos meses de maio a outubro, o chamado período seco da região, as vazões são invariavelmente reduzidas, principalmente em função do perfil meteorológico da região que, neste período, caracteriza-se por escassez acentuada de chuvas.

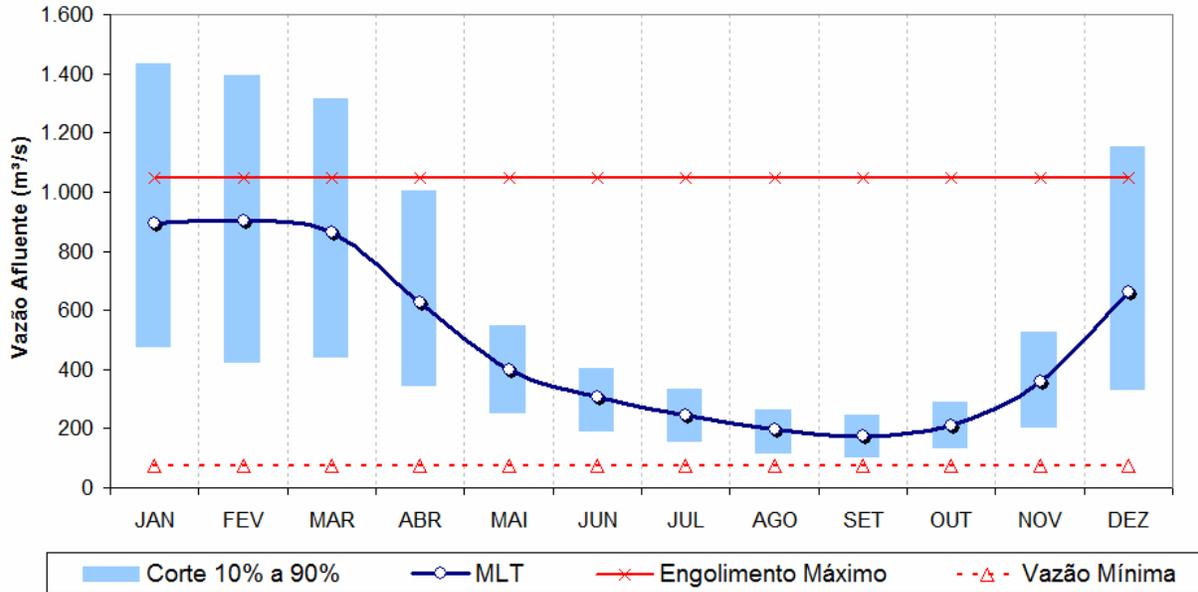


Figura 3.23 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Emborcação

Adicionalmente ao perfil hidrológico desenhado acima, conforme ilustrado no início deste capítulo, a UHE Emborcação possui uma capacidade de armazenamento de 13.056 hm<sup>3</sup> e vazões afluentes médias de 486 m<sup>3</sup>/s, os quais permitem uma regularização mensal eficiente das vazões. Neste contexto, a otimização de sua operação no histórico de afluência resultou em perfil de elevada sazonalidade, sendo que, no período de maio a novembro, com vazões reduzidas, a usina depleciona seu reservatório, buscando regularizar a vazão do rio e abrindo espaço em seu armazenamento para minimizar vertimentos no período de cheias. Já no período de novembro a abril, a operação se efetiva com a finalidade de absorver as cheias do rio e reencher o reservatório de modo a iniciar o período de baixas vazões com o reservatório próximo a 100% de armazenamento, preparando-se para o início de um novo ciclo hidrológico. A Figura 3.24 ilustra o comportamento operativo descrito acima, por meio do perfil médio dos volumes armazenados mensais e suas bandas de variação, entre os valores mínimos e máximos, obtidos da otimização determinística da operação da usina no histórico de vazões. A sazonalidade marcante pode ser comprovada através das bandas de variação, que indicam reduzida dispersão dentre os diversos cenários de vazões do histórico. Por exemplo, os meses de abril, maio e junho, apresentaram armazenamentos acima de 70% da capacidade máxima para todos os 73 anos do histórico.

Ademais, com relação à série de dados utilizada no treinamento da RNN, diferentemente das usinas da região Sul, a elevada uniformidade nos cenários de operação resultou em reduzido

número de padrões mensais de V.U., Vazão Afluyente média dos últimos 12 meses, Vazão Turbinada no mês anterior e decisão de vazão turbinada no mês corrente, frutos da otimização determinística para o histórico de vazões. Assim, para a UHE Emborcação, boa parte do espaço de estados não foi contemplada no treinamento, principalmente nos meses de maio a agosto, quando o armazenamento foi sempre superior a 60%. Destaca-se que, como mencionado nas análises da UHE Barra Grande, a presença de padrões de dados que compreendam todo o espaço de estados é determinante para permitir um bom desempenho da política RNN, à medida que, desta forma, a base de regras terá sido treinada para todas as condições apresentadas como entrada, na simulação. Neste sentido, espera-se que a política RNN anual e, principalmente, a RNN mensal, estejam subutilizadas para as usinas das regiões Sudeste, Nordeste e Norte, onde os padrões de operação definidos pela otimização determinística do histórico não contemplaram todo o espaço de estados das variáveis. Por conseguinte, entende-se que o desempenho das políticas baseadas em Redes Neurais Nebulosas poderá ser aprimorado quando o treinamento das Redes forem realizados com série de dados de operação ótima que considere todos os padrões do espaço de estados. Para minimizar esta questão, na simulação da UHE Emborcação, quando o V.U. da usina era inferior a 60%, o simulador determinava uma turbinagem fixa, que neste caso foi de 350m<sup>3</sup>/s. Quando o V.U. era superior a 60% utilizava-se o sistema de inferência nebulosa.

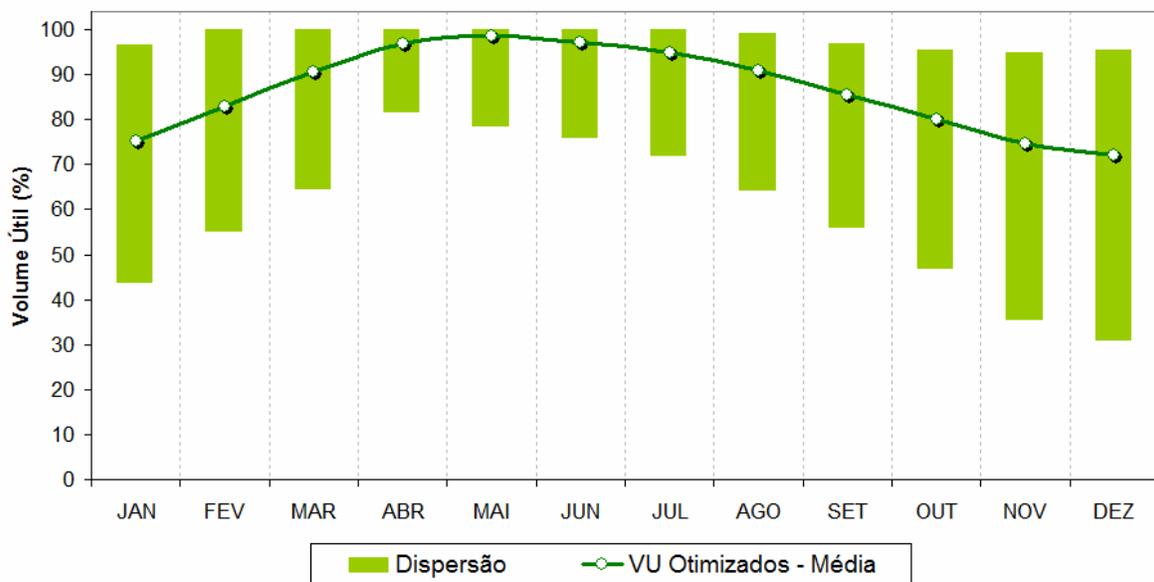


Figura 3.24 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Emborcação

Na Figura 3.25 é ilustrada a dispersão dos valores da turbinagem da operação ótima e dos valores de turbinagem resultante da aplicação da metodologia RNN anual para a UHE Emborcação, considerando o treinamento, o teste e a validação.

Nota-se, como nas demais usinas, elevada aderência entre a grande maioria dos valores das turbinagens ótimas e da RNN. Adicionalmente, na Tabela 3.12 pode ser observado os resultados numéricos do desempenho da RNN, por meio dos valores da raiz do erro médio quadrático e do erro relativo médio das etapas de treinamento, teste e validação. Estes valores, que foram calculados com base nas equações (3.2) e (3.3), quantificam o excelente desempenho da RNN no caso da UHE Emborcação, sendo que foram obtidos erros médios da ordem de 6% dos valores da turbinagem ótima para todos os dados processados. Estes foram os melhores resultados obtidos para as usinas avaliadas neste trabalho, evidenciando que a base de regras nebulosas obteve sucesso na interpretação e reprodução do comportamento ótimo da operação da usina. Observa-se que o treinamento da RNN se configura ligeiramente mais eficaz para as usinas que apresentam perfis operativos uniformes e de sazonalidade marcante, já que os padrões mensais de operação bem definidos auxiliam a interpretação e reprodução das regras nebulosas.

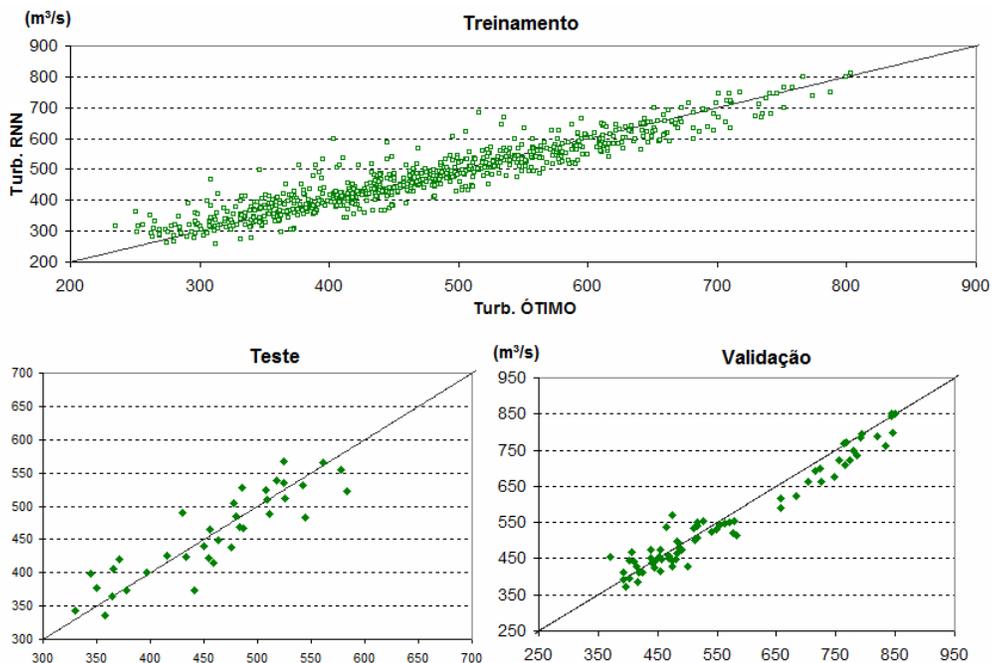


Figura 3.25 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Emborcação

Tabela 3.12: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Emborcação

	RMSE	MRE (%)
<b>TOTAL</b>	38	6,2%
<b>TREINAMENTO</b>	38	6,3%
<b>TESTE</b>	32	5,6%
<b>VALIDAÇÃO</b>	37	5,3%

A Tabela 3.13 apresenta os resultados numéricos das simulações da operação da UHE Emborcação, no histórico de vazões de 1932 a 2005, considerando as políticas OA, Fio, RNN anual, RNN mensal, Programação Dinâmica Determinística, Programação Dinâmica Estocástica Markoviana e Controle em Malha Aberta. Nota-se, primeiramente, avaliando as políticas de referência, OA e Fio, que a operação da usina permite uma margem de otimização de custo de 29%, sendo que a política Fio, cuja formulação maximiza o armazenamento da usina, realizou uma produtividade 3% acima do valor da política OA. Entretanto, a política Fio registrou um vertimento médio de 47 m<sup>3</sup>/s, enquanto que o Ótimo Absoluto não registrou vertimento algum em sua operação.

Ainda com relação à Tabela 3.13, observa-se que as políticas de programação dinâmica e a política de controle em malha aberta tiveram desempenhos semelhantes e foram as políticas operativas com desempenhos mais próximos ao Ótimo Absoluto. A PDD foi a política mais econômica, com custo 8,5% superior ao OA e com maior geração média, apenas 3,4% inferior ao OA. Com custo médio de 11,2% superior ao OA e apenas 2,4% superior à PDD, a RNN anual configurou-se como uma política competitiva, principalmente em função do desvio padrão de geração reduzido e do vertimento médio similar às demais políticas. Em contrapartida, apresentou produtividade média menor que as demais políticas, a qual acarretou em uma geração média, também, inferior. Para esta usina, diferentemente das UHE's Barra Grande e Machadinho, a RNN anual teve desempenho significativamente superior à RNN mensal. Apesar do treinamento das regras nebulosas em base mensal permitir uma maior aderência à operação ótima, a limitação na quantidade de padrões no treinamento da regras, sinalizada na análise da Figura 3.24, afeta de maneira mais acentuada a RNN mensal do que a RNN anual, justificando os desempenhos verificados.

Tabela 3.13: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Emborcação

	Custo Médio (\$)	Diferença (%)	Geração Média (MW <sub>med</sub> )	Desvio Padrão (MW <sub>med</sub> )	Diferença (%)	Vertimento Médio (m <sup>3</sup> /s)	Produt. Média (MW/m <sup>3</sup> /s)
OA	8.263		563	132		0	1,180
Fio	10.711	<b>29,6%</b>	524	298	<b>-7,0%</b>	47	1,215
CMA	8.981	<b>8,7%</b>	543	168	<b>-3,5%</b>	17	1,171
PDD	8.967	<b>8,5%</b>	544	168	<b>-3,4%</b>	18	1,173
PDEM	8.972	<b>8,6%</b>	542	162	<b>-3,7%</b>	9	1,143
<b>RNN anual</b>	9.186	<b>11,2%</b>	533	159	<b>-5,3%</b>	16	1,139
<b>RNN mensal</b>	9.733	<b>17,8%</b>	529	218	<b>-6,0%</b>	34	1,183

A Figura 3.26 ilustra graficamente os dados apresentados na Tabela 3.13 referentes ao custo médio e a geração média obtidos na simulação das políticas.

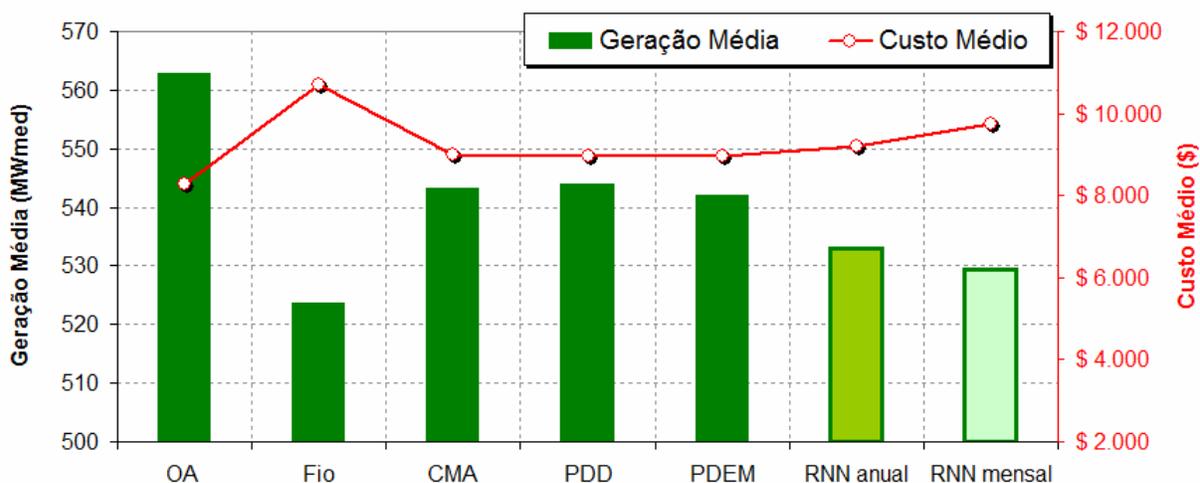


Figura 3.26 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Emborcação, em termos de custo e geração médios

A Figura 3.27 e a Figura 3.28 mostram a dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio e a dispersão dos valores de geração média e desvio padrão, respectivamente, para todas as políticas simuladas. Nota-se, como mencionado anteriormente, que a RNN anual teve desempenho próximo às demais políticas, principalmente em termos de vertimento médio e desvio padrão da geração, enquanto que a RNN mensal apresentou operação menos eficiente.

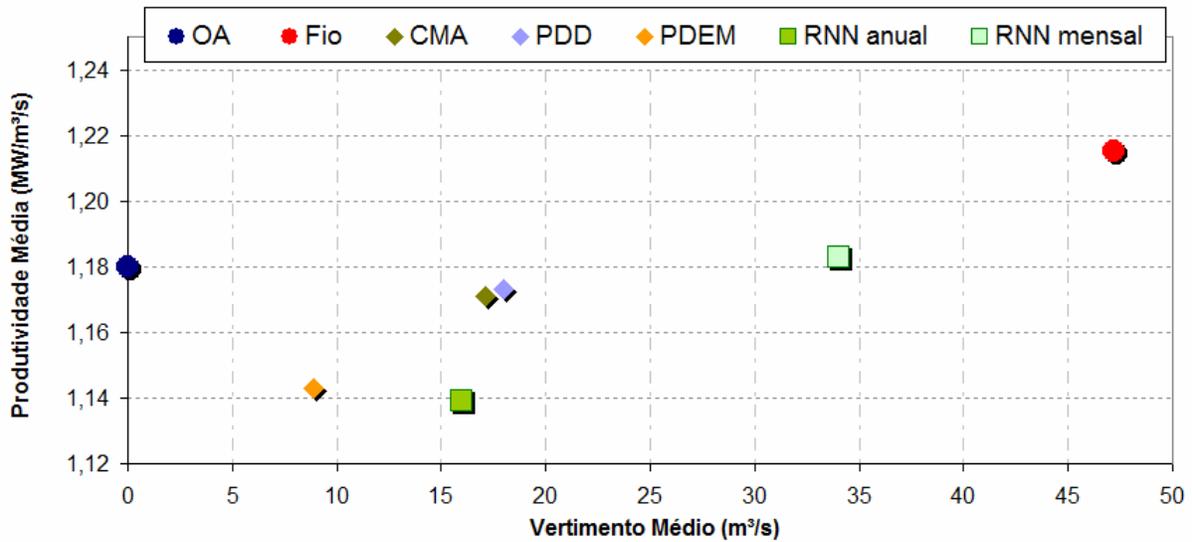


Figura 3.27 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Emborcação

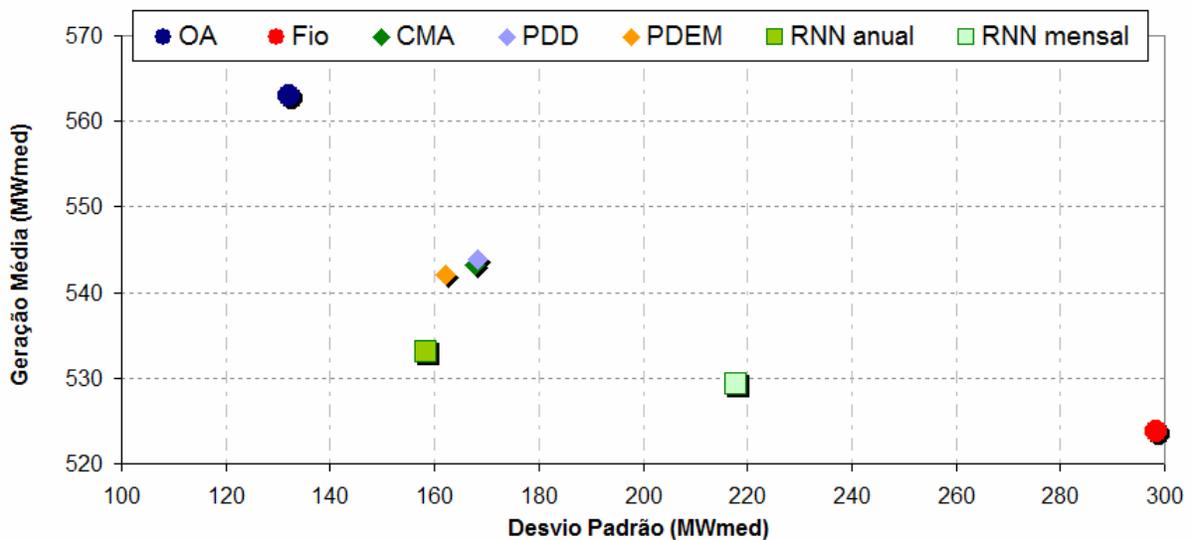


Figura 3.28 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Emborcação

Por fim, a Figura 3.29, a Figura 3.30 e a Figura 3.31 apresentam a evolução das trajetórias do volume armazenado e da geração mensal das políticas OA, PDD, PDEM e RNN anual para os biênios seco, médio e úmido, respectivamente. A Tabela 3.7 mostra os anos referentes aos biênios simulados para a UHE Emborcação. Nota-se, para os biênios médios e úmidos, elevada aderência entre as trajetórias de V.U. e Geração da RNN anual com as trajetórias das políticas PDD e PDEM. No biênio seco, ilustrado na Figura 3.29, pode-se observar uma defasagem na evolução da geração média mensal da RNN anual para as demais políticas.

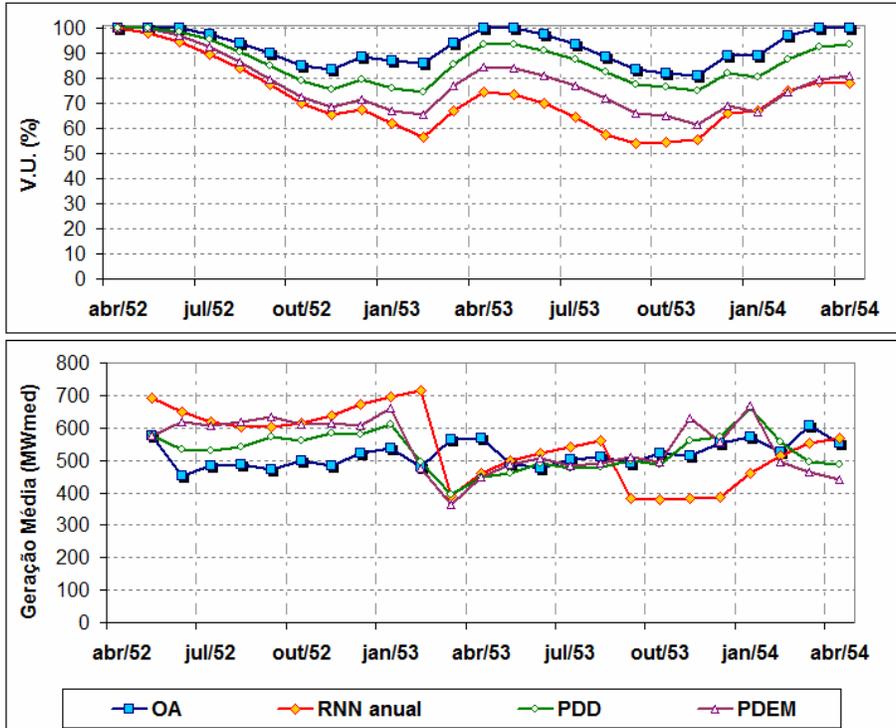


Figura 3.29 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio seco

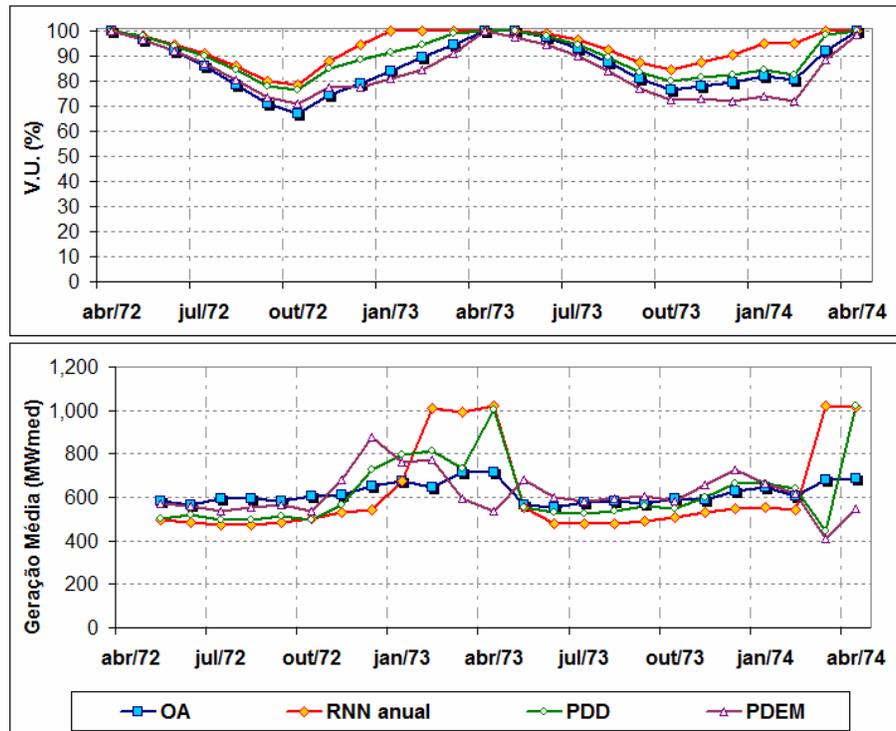


Figura 3.30 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio médio

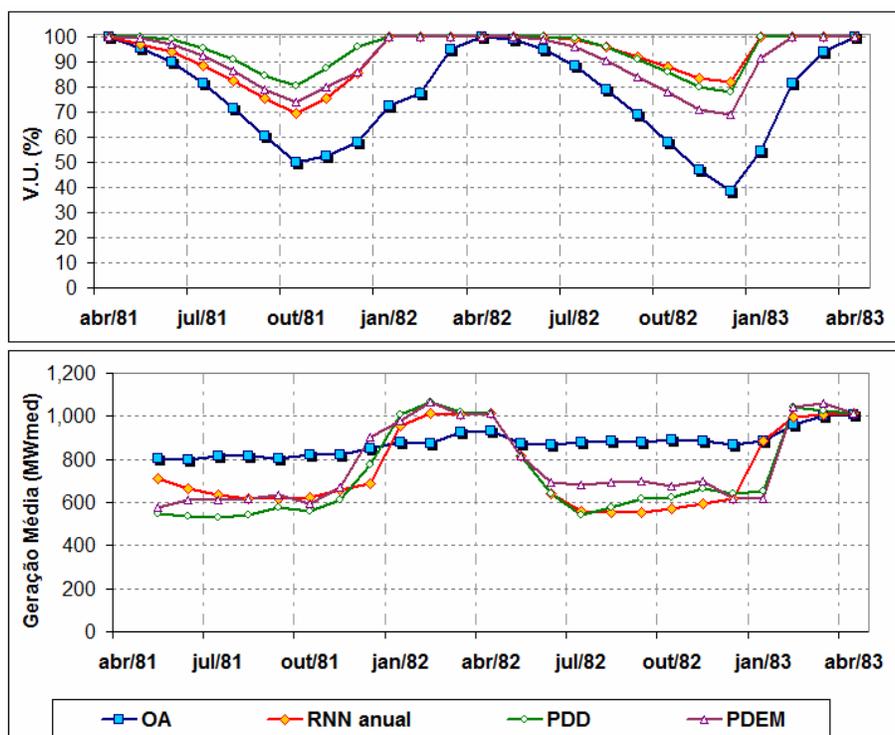


Figura 3.31 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Emborcação, no biênio úmido

Em resumo, as políticas de referência, Ótimo Absoluto e Fio d'água, indicaram que a operação da usina permite uma margem de otimização de custo de 29%, sendo que a política OA não registrou vertimento algum na simulação com o histórico de vazões. A política operativa com desempenho mais próximo ao OA foi a PDD, com custo médio 8,5% superior ao OA. As políticas PDEM e CMA tiveram desempenho bastante similar à PDD. A política RNN anual, que foi melhor que a RNN mensal, demonstrou comportamento competitivo e próximo às políticas de programação dinâmica e CMA, principalmente com relação ao reduzido vertimento médio e desvio padrão da geração.

- **UHE Sobradinho**

A Figura 3.32 apresenta o perfil das vazões afluentes da UHE Sobradinho no histórico de 1931 a 2006.

A UHE Sobradinho é uma usina pertencente à região Nordeste e, como comentado para a UHE Emborcação, caracteriza-se pela presença clara de sazonalidade no perfil hidrológico. Neste

contexto, nota-se a ocorrência de vazões mais elevadas no período de novembro a abril e vazões invariavelmente reduzidas no período de maio a outubro, quando a utilização dos recursos armazenados em seu reservatório é fundamental para a manutenção do abastecimento energético da região Nordeste. Este perfil hidrológico é verificado para as usinas das regiões Sudeste, Nordeste e Norte, enquanto que as usinas da região Sul apresentam padrão hidrológico complementar às demais regiões.

Com relação à otimização da operação da UHE Sobradinho no histórico de afluência, como mencionado, em função de suas características e dimensões do reservatório e das vazões, o recurso hidráulico armazenado no início do período seco, no mês de maio, é essencial para garantir a regularidade nas vazões defluentes da usina e, conseqüentemente, assegurar o abastecimento da região Nordeste. Assim, a usina armazena os volumes elevados de água nos meses de novembro a maio e depleciona seu reservatório no período de vazões reduzidas. A Figura 3.33 ilustra o comportamento operativo descrito acima, por meio do perfil médio dos volumes armazenados mensais e suas bandas de variação. Observa-se que, no início do período seco, ou seja, no mês de maio, em praticamente todos os meses do histórico a usina esteve próxima a 100% de armazenamento.

Neste contexto, com relação à série de dados utilizada no treinamento da RNN, assim como foi verificado para a UHE Emborcação, a elevada uniformidade nos cenários de operação resultou em reduzido número de padrões mensais de V.U., vazão afluente média dos últimos 12 meses, vazão turbinada no mês anterior e decisão de vazão turbinada no mês corrente. Assim, espera-se que a política RNN anual e, principalmente, a RNN mensal, também estejam subutilizadas para o caso da UHE Sobradinho. Para minimizar esta questão, na simulação da UHE Sobradinho, quando o V.U. da usina era inferior a 50%, o simulador determinava uma turbinagem fixa, que neste caso foi de 1300m<sup>3</sup>/s. Quando o V.U. era superior a 50% utilizava-se o sistema de inferência nebulosa para definir a turbinagem.

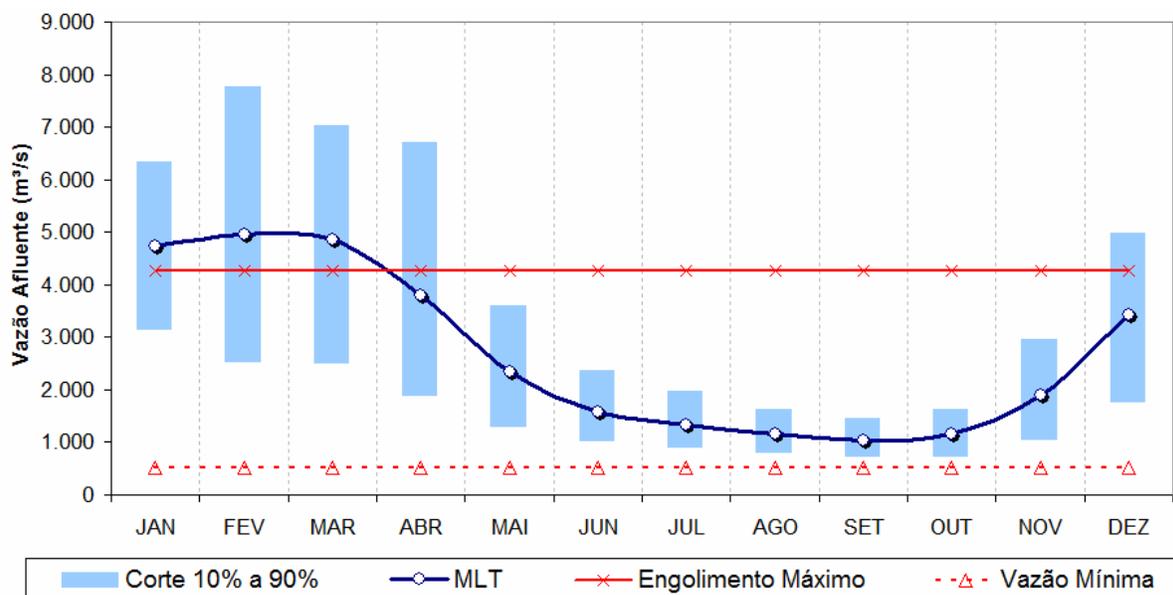


Figura 3.32 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Sobradinho

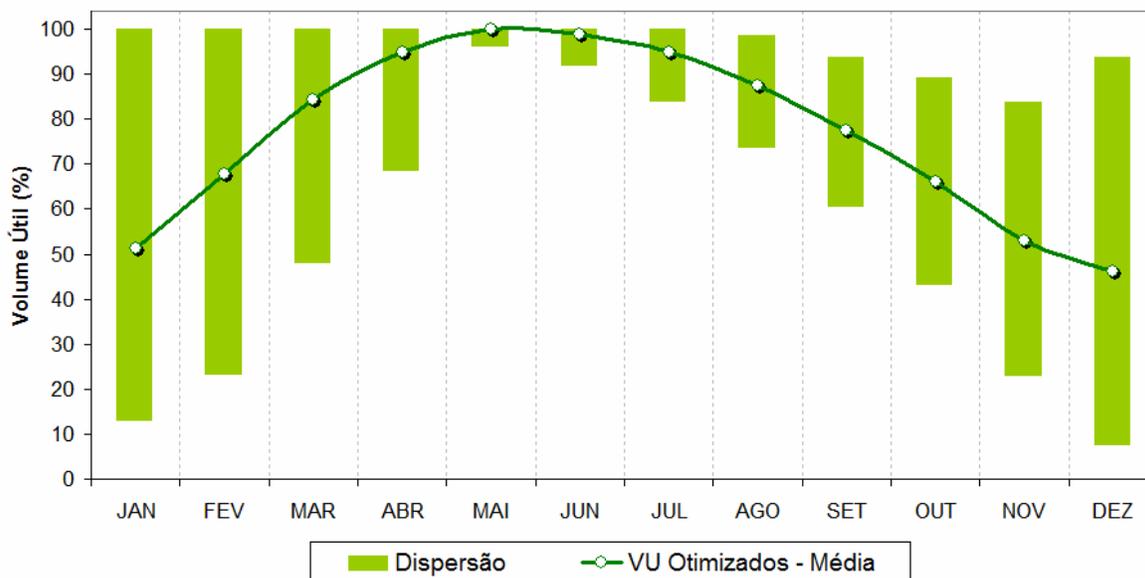


Figura 3.33 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Sobradinho

Na Figura 3.34 é ilustrada a dispersão dos valores de turbinagem ótima, resultante da otimização determinística com perfeita previsão, e dos valores de turbinagem resultante da aplicação da metodologia RNN anual para a UHE Sobradinho, considerando o espectro de dados do treinamento, do teste e da validação. A Tabela 3.14 apresenta os valores da raiz do erro médio quadrático e do erro relativo médio, segundo as equações (3.2) e (3.3). Nota-se aderência entre a

turbinagem ótima e turbinagem da RNN, evidenciando que a base de regras nebulosas obteve sucesso na reprodução do comportamento ótimo da operação da usina.

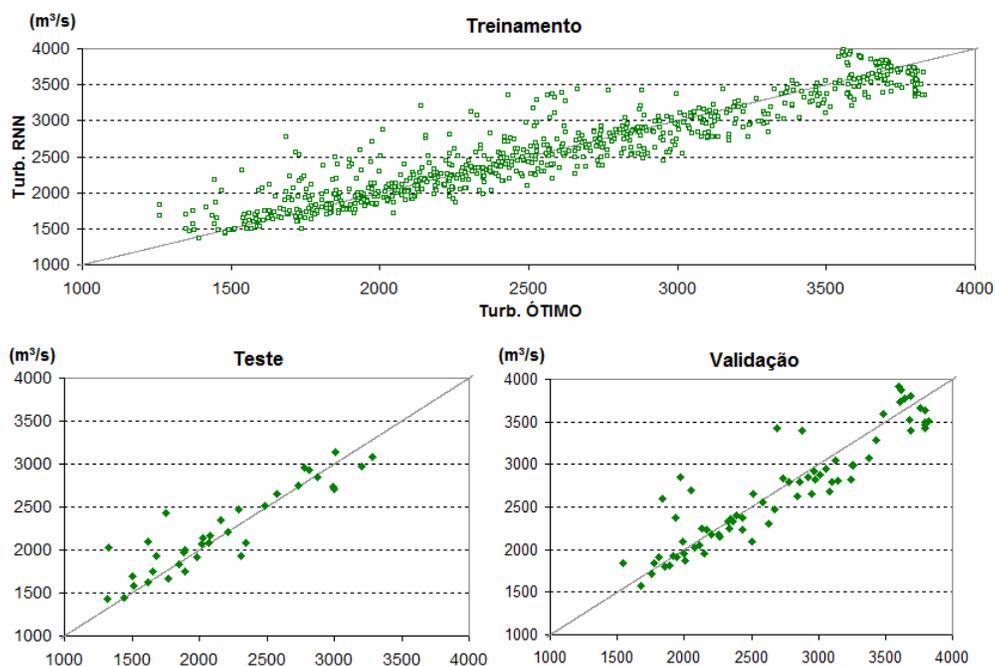


Figura 3.34 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Sobradinho

Tabela 3.14: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Sobradinho

	RMSE	MRE (%)
<b>TOTAL</b>	242	7,1%
<b>TREINAMENTO</b>	240	7,0%
<b>TESTE</b>	234	8,5%
<b>VALIDAÇÃO</b>	270	7,6%

A Tabela 3.15 apresenta uma análise comparativa quantitativa da simulação das políticas para a UHE Sobradinho, considerando o histórico de vazões de 1932 a 2005. Observa-se, por meio da diferença de custos das políticas OA e Fio, que a operação da usina admite uma margem de otimização de custo de cerca de 44%. As políticas mais econômicas foram a PDD e a CMA que registraram custos médios 17,1% e 17,4% superiores ao OA e gerações médias 4,5% e 4,7% inferiores ao OA, respectivamente. A política RNN anual configurou-se, novamente, como uma

política competitiva, com custo médio 19,9% superior ao OA, sendo, inclusive, mais eficiente que a PDEM, cujo custo médio foi de 20,2% acima do OA. Diferentemente das demais usinas estudadas nesta dissertação, a vantagem competitiva da RNN anual foi uma geração média elevada e semelhante às demais políticas, além de uma produtividade também elevada. Nesta usina, o desvio padrão da geração não foi destaque para a RNN anual, ainda que tenha sido inferior ao desvio padrão da PDEM.

Novamente, a RNN anual teve desempenho significativamente superior à RNN mensal, o que pode ser atribuído à limitação na quantidade de padrões no treinamento das regras, apontada na análise da Figura 3.33.

Tabela 3.15: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Sobradinho

	<b>Custo Médio (\$)</b>	<b>Diferença (%)</b>	<b>Geração Média (MW<sub>med</sub>)</b>	<b>Desvio Padrão (MW<sub>med</sub>)</b>	<b>Diferença (%)</b>	<b>Vertimento Médio (m<sup>3</sup>/s)</b>	<b>Produt. Média (MW/m<sup>3</sup>/s)</b>
OA	4.026		623	138		95	0,245
Fio	5.817	<b>44,5%</b>	580	264	<b>-7,0%</b>	429	0,265
CMA	4.726	<b>17,4%</b>	594	169	<b>-4,7%</b>	195	0,240
PDD	4.716	<b>17,1%</b>	595	170	<b>-4,5%</b>	197	0,240
PDEM	4.839	<b>20,2%</b>	594	185	<b>-4,6%</b>	169	0,238
<b>RNN anual</b>	4.826	<b>19,9%</b>	594	183	<b>-4,6%</b>	291	0,249
<b>RNN mensal</b>	5.057	<b>25,6%</b>	588	199	<b>-5,6%</b>	318	0,250

De forma a permitir uma visualização gráfica das grandezas apresentadas na Tabela 3.15, a Figura 3.35, a Figura 3.36 e a Figura 3.37 ilustram, para todas as políticas operativas, a geração e custo médios, a dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio e a dispersão dos valores de geração média e desvio padrão, respectivamente. A Figura 3.36 mostra que a política RNN mensal e RNN anual trabalharam com armazenamentos mais elevados que as demais políticas, resultando em maior produtividade média e maior vertimento médio. Já a Figura 3.37 mostra a relação entre geração média e desvio padrão, indicando o desempenho similar da RNN anual com as demais políticas. Adicionalmente, como verificado para outras usinas deste trabalho, a política PDEM trabalhou com níveis de armazenamentos mais reduzidos e, portanto, com menores produtividades e menores montantes de vertimento.

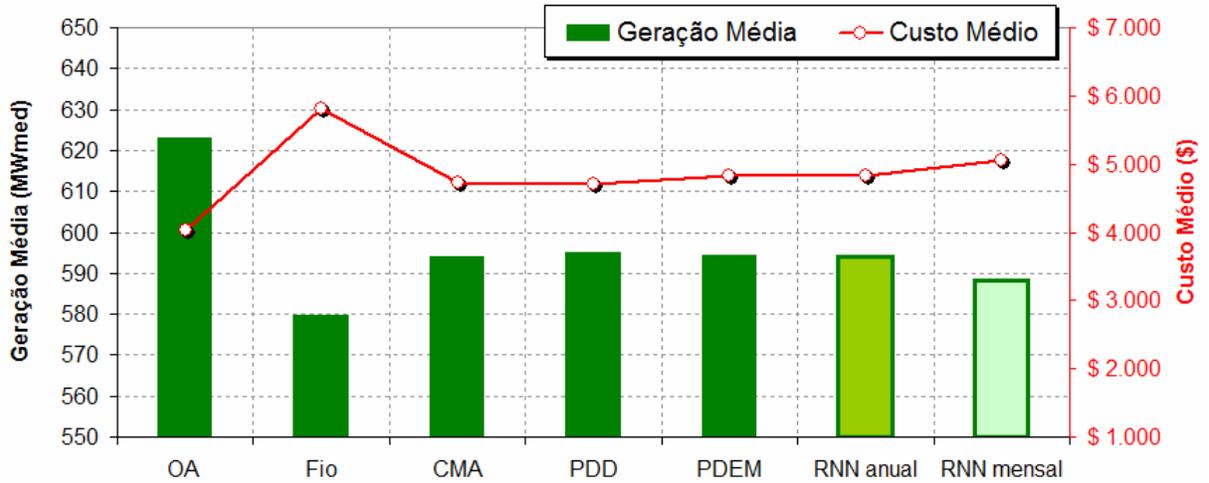


Figura 3.35 – Análise gráfica comparativa da simulação das políticas operativas para a UHE Sobradinho, em termos de custo e geração médios

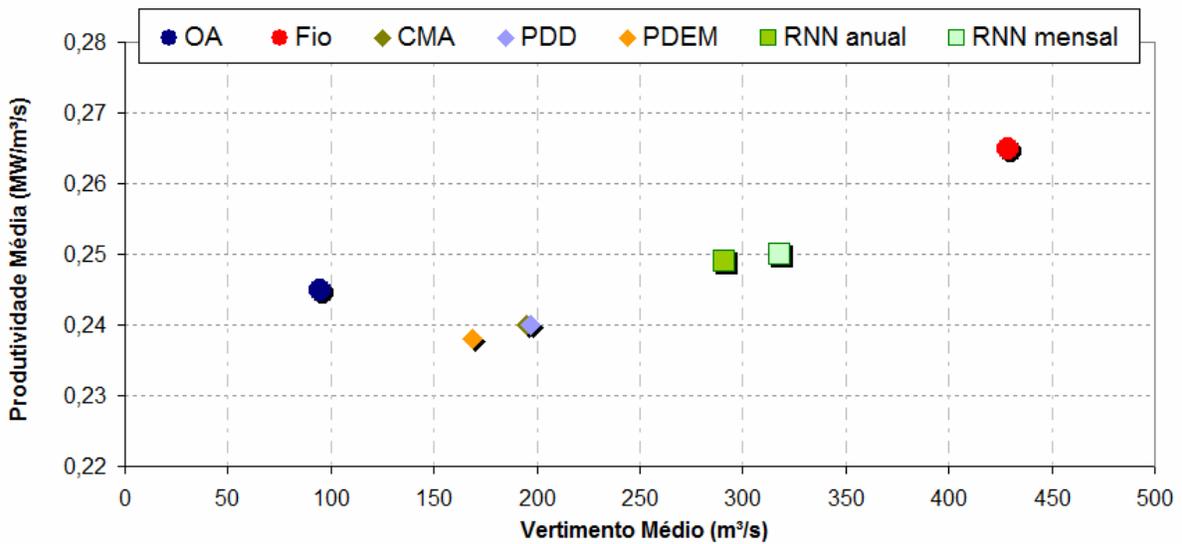


Figura 3.36 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Sobradinho

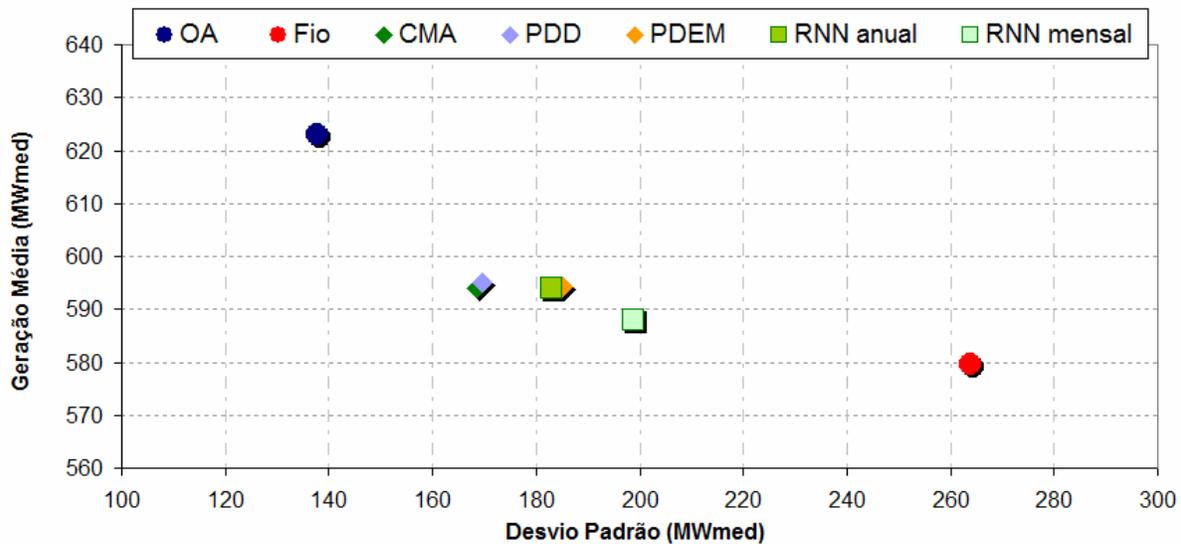


Figura 3.37 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Sobradinho

A Figura 3.38, a Figura 3.39 e a Figura 3.40 apresentam a evolução das trajetórias do volume armazenado e da geração mensal das políticas OA, PDD, PDEM e RNN anual para os biênios seco, médio e úmido, respectivamente. A Tabela 3.7 mostra os anos referentes aos biênios simulados para a UHE Sobradinho. Nota-se, para os três biênios, evidente tendência apresentada pela política RNN anual em trabalhar com maiores armazenamentos e, portanto, maiores produtividades e maiores vertimentos.

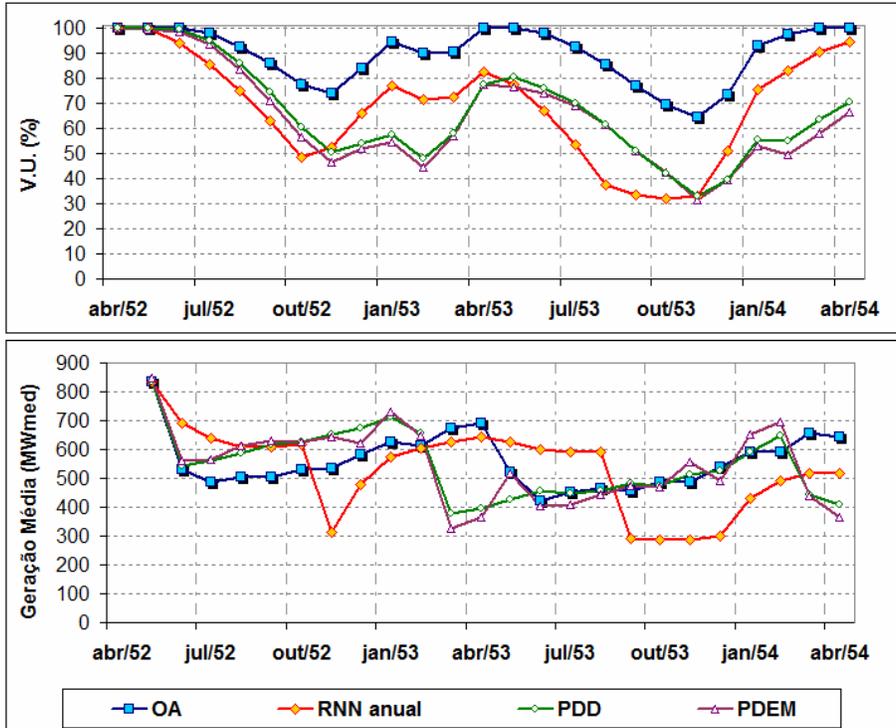


Figura 3.38 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio seco

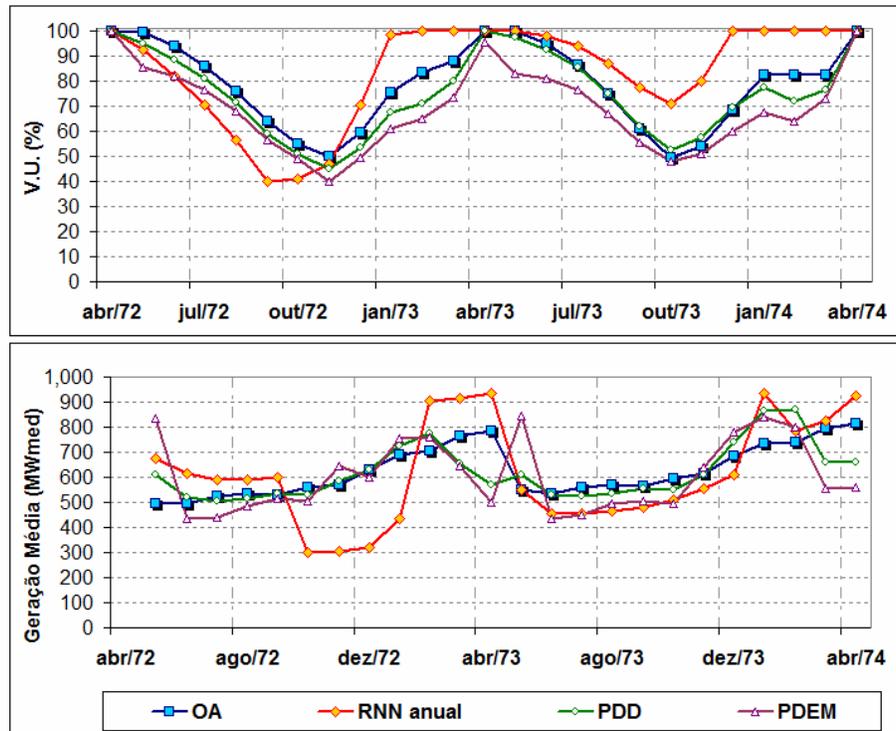


Figura 3.39 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio médio

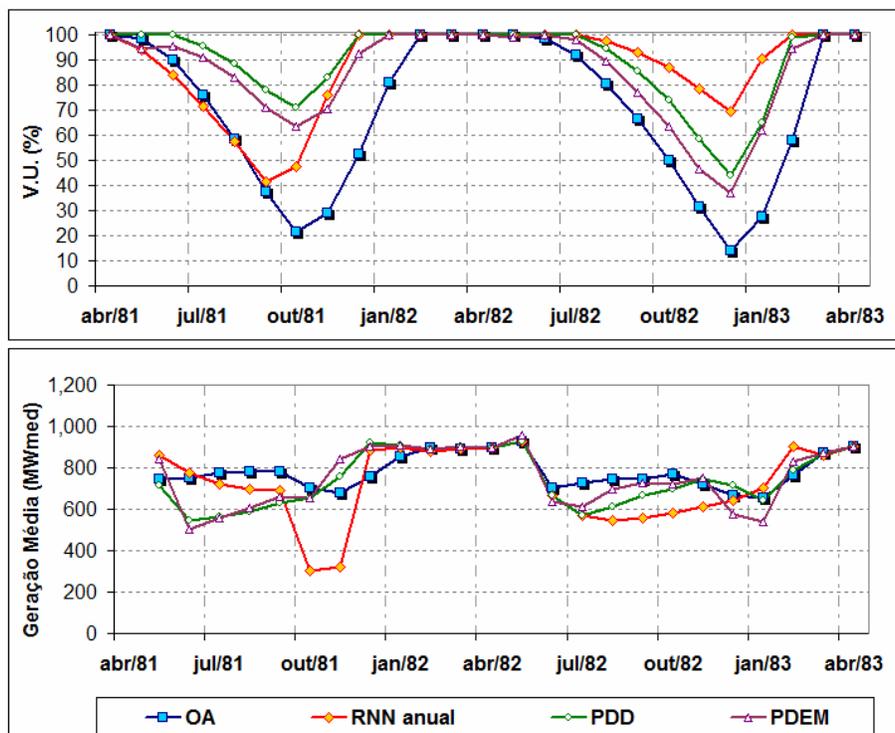


Figura 3.40 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Sobradinho, no biênio úmido

Em resumo, a operação da UHE Sobradinho indicou, através da diferença de custos da política OA e da política Fio, uma margem de otimização de 44%. As políticas mais econômicas foram a PDD e a CMA que registraram custos médios 17,1% e 17,4% superiores ao OA, respectivamente. A política RNN anual configurou-se, novamente, como uma política competitiva, com custo médio 19,9% superior ao OA, sendo, inclusive, mais eficiente que a PDEM, cujo custo médio foi de 20,2% acima do OA. Com destaque, a política RNN anual, apesar da sua geração mensal ter demonstrado uma oscilação com a presença de “degraus”, apresentou geração média semelhante às demais políticas e elevada produtividade média.

- **UHE Tucuruí**

Por último, será avaliada a otimização da operação da UHE Tucuruí, uma usina pertencente à região Norte.

O perfil hidrológico da UHE Tucuruí, com as vazões MLT mensais, suas bandas de variação considerando cortes de 10% e 90%, a vazão afluente mínima e o engolimento máximo da usina,

pode ser visto na Figura 3.41. Observa-se que, a sazonalidade das vazões da UHE Tucuruí é semelhante às usinas do Sudeste e Nordeste, ou seja, verifica-se a ocorrência de vazões elevadas e com alguma variabilidade de dezembro a maio e vazões invariavelmente reduzidas de junho a novembro. Entretanto, diferentemente das demais regiões, as usinas da região Norte, influenciadas pelo clima da região amazônica, caracterizam-se por um período úmido de chuvas abundantes, com vazões afluentes muito acima do engolimento máximo das usinas para praticamente todos ciclos hidrológicos do histórico. Em função desta característica hidrológica e das dimensões da UHE Tucuruí, em termos de capacidade de armazenamento e de potência instalada, é adotada uma curva de deplecionamento na operação anual da usina [72], que visa conduzir o reservatório da usina para níveis mínimos no final do período seco, mês de novembro, para fins de garantir o atendimento à região Norte nos meses de afluência reduzida e abrir espaço para minimizar os vertimentos certos do período de cheias.

Neste sentido, a otimização determinística da operação no histórico de afluência da UHE Tucuruí apresentou perfil único dentre as usinas abordadas neste trabalho, o que pode ser observado na Figura 3.42. Basicamente, em função da uniformidade profusa de sua operação anual, os níveis de armazenamentos mensais não apresentaram grandes alterações nos diversos cenários de afluências do histórico, resultando em bandas de variação próximas aos valores médios, sendo que nos meses de junho e julho todos os 73 cenários do histórico resultaram em armazenamento igual a 100% de Volume Útil para a UHE Tucuruí. Neste contexto, só existe um padrão de Volume Útil para os meses de junho e julho e, portanto, o treinamento da RNN mensal para estes meses é infactível e sendo assim, para a UHE Tucuruí, não foi viável a implementação da RNN mensal. Para a RNN anual, dado que seu treinamento é baseado em todos os dados operativos mensais, a escassez de padrões de dados não inviabilizou sua implementação, ainda que, conforme comentado para as usinas do Sudeste e Nordeste, sua capacidade esteja subutilizada e seu desempenho prejudicado.

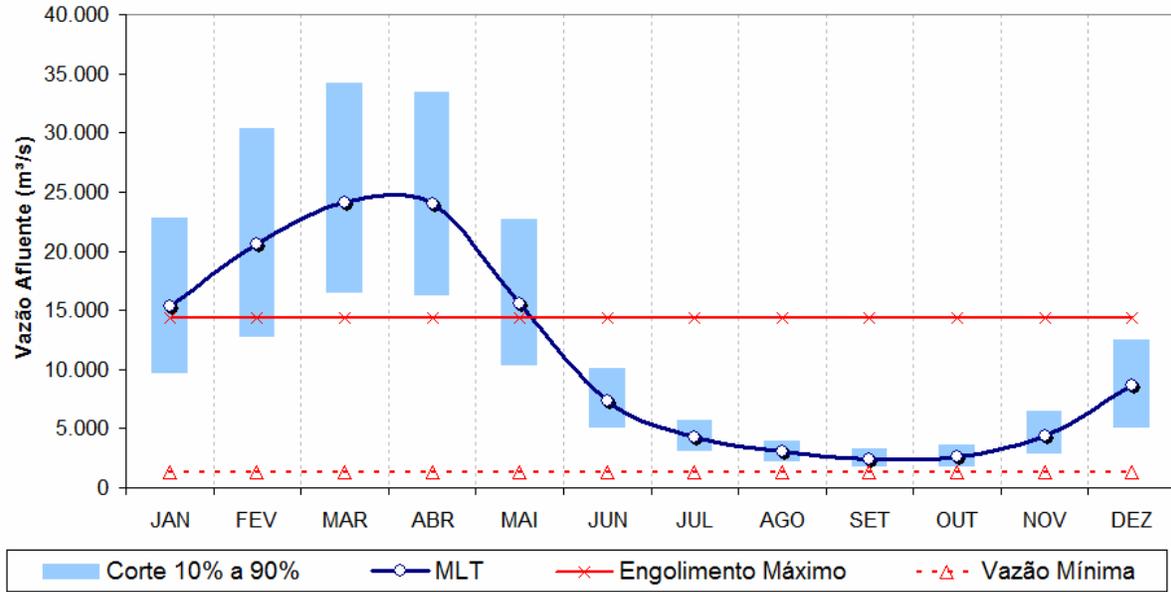


Figura 3.41 – Perfil das vazões afluentes históricas da UHE Tucuruí

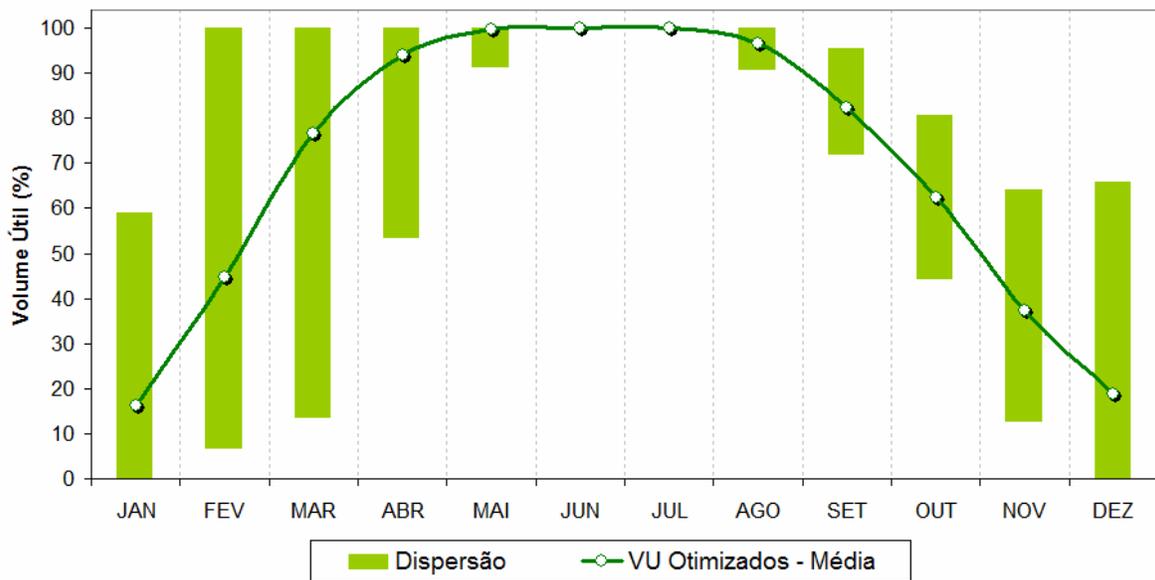


Figura 3.42 – Perfil dos Volume Úteis Mensais obtidos na política OA da UHE Tucuruí

Na Figura 3.43 é ilustrada a dispersão dos valores de turbinagem ótima, resultante da otimização determinística com perfeita previsão, e dos valores de turbinagem resultante da aplicação da metodologia RNN anual para a UHE Tucuruí. A Tabela 3.16 apresenta os valores da raiz do erro médio quadrático e do erro relativo médio das etapas de treinamento, teste e

validação, segundo as equações (3.2) e (3.3). Observa-se que, foram obtidos erros médios da ordem de 9% dos valores da turbinagem ótima para todos os dados processados. Nota-se, como em todas as usinas tratadas neste documento, elevada aderência entre os valores das turbinagens ótimas e da RNN, evidenciando o bom desempenho do treinamento da base de regras nebulosas.

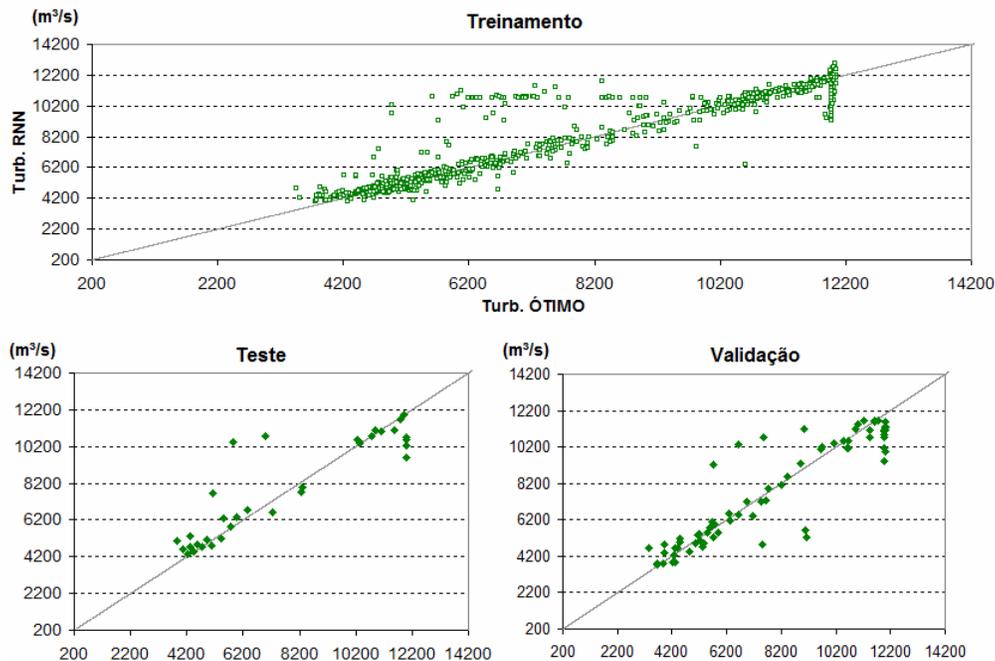


Figura 3.43 – Dispersão dos valores de Turbinagem Ótima e Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Tucuruí

Tabela 3.16: Comparação entre a Turbinagem Ótima e a Turbinagem resultante da aplicação da RNN anual para UHE Tucuruí

	<b>RMSE</b>	<b>MRE (%)</b>
<b>TOTAL</b>	1177	9,1%
<b>TREINAMENTO</b>	1164	8,9%
<b>TESTE</b>	1351	11,9%
<b>VALIDAÇÃO</b>	1220	10,1%

A Tabela 3.17 apresenta uma análise comparativa quantitativa da simulação das políticas para a UHE Tucuruí, considerando o histórico de vazões de 1932 a 2005. Primeiramente, observa-se que, a operação da usina admite uma margem de otimização de custo de cerca de 26%, a qual é verificada por meio da diferença de custos das políticas de desempenho superior (OA) e

desempenho inferior (Fio). Entretanto, em termos de geração média, a diferença da política Fio para a política OA foi de apenas 4,5%. A política mais econômica foi, assim como para as UHE's Barra Grande, Emborcação e Sobradinho, a PDD que registrou custo médio 5,0% superior ao OA e geração média apenas 1,0% inferior ao OA. A política RNN anual teve desempenho inferior ao verificado para as demais usinas, em função, principalmente, da escassez de padrões no treinamento da RNN, comentado na análise da Figura 3.42. Mesmo assim, seu desempenho foi comparável às demais políticas, com custo médio 9,4% superior ao OA e geração média 3,0% inferior ao OA. Com relação às políticas de programação dinâmica, o custo da RNN anual foi 4,2% superior á PDD e, apenas, 2,0% superior à PDEM.

Tabela 3.17: Análise comparativa quantitativa da simulação das políticas operativas para a UHE Tucuruí

	Custo Médio (\$)	Diferença (%)	Geração Média (MW <sub>med</sub> )	Desvio Padrão (MW <sub>med</sub> )	Diferença (%)	Vertimento Médio (m³/s)	Produt. Média (MW/m³/s)
OA	325.903		4.622	1.511		2.421	0,551
Fio	410.098	<b>25,8%</b>	4.415	2.215	<b>-4,5%</b>	3.412	0,602
CMA	343.974	<b>5,5%</b>	4.535	1.591	<b>-1,9%</b>	2.512	0,543
PDD	342.058	<b>5,0%</b>	4.573	1.651	<b>-1,0%</b>	2.467	0,546
PDEM	349.754	<b>7,3%</b>	4.573	1.765	<b>-1,0%</b>	2.845	0,569
<b>RNN anual</b>	356.588	<b>9,4%</b>	4.481	1.658	<b>-3,0%</b>	2.619	0,540
<b>RNN mensal</b>							

A Figura 3.44 e Figura 3.45 mostram a dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio e a dispersão dos valores de geração média e desvio padrão, respectivamente, para todas as políticas simuladas, de acordo com a Tabela 3.17. Nota-se, primeiramente, que a RNN anual teve desempenho próximo às políticas PDD e CMA em termos de produtividade média e vertimento médio. Já a PDEM teve comportamento distinto, com elevada produtividade e elevado vertimento médio. Na Figura 3.45, observa-se o desempenho inferior da política RNN anual frente às demais políticas, principalmente em função da geração média reduzida, já que o desvio padrão da geração foi semelhante às outras políticas.

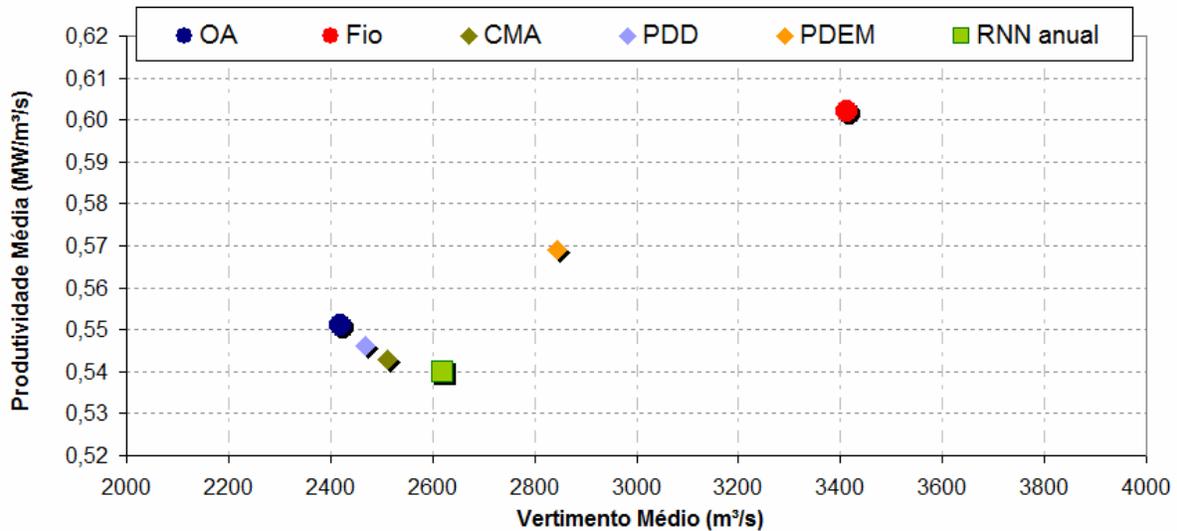


Figura 3.44 – Dispersão dos valores de produtividade média e vertimento médio das políticas operativas simuladas para UHE Tucuruí

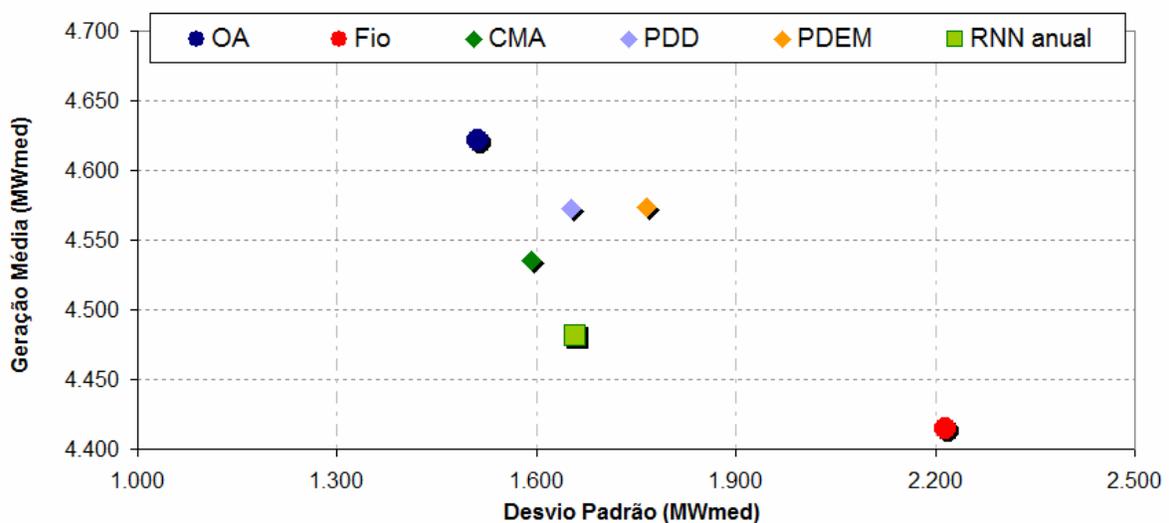


Figura 3.45 – Dispersão dos valores de geração média e desvio padrão das políticas operativas simuladas para UHE Tucuruí

A Figura 3.46, Figura 3.47 e a Figura 3.48 apresentam a evolução das trajetórias do volume armazenado e da geração mensal das políticas OA, PDD, PDEM e RNN anual para os biênios seco, médio e úmido, respectivamente. A Tabela 3.7 mostra os anos referentes aos biênios simulados para a UHE Tucuruí. Nota-se, para os períodos médio e úmido, expressiva aderência do desempenho das políticas com relação ao OA. Com destaque, no biênio úmido, a RNN anual apresentou bom desempenho em comparação à trajetória da OA, mesmo considerando as anomalias acentuadas das vazões neste período.

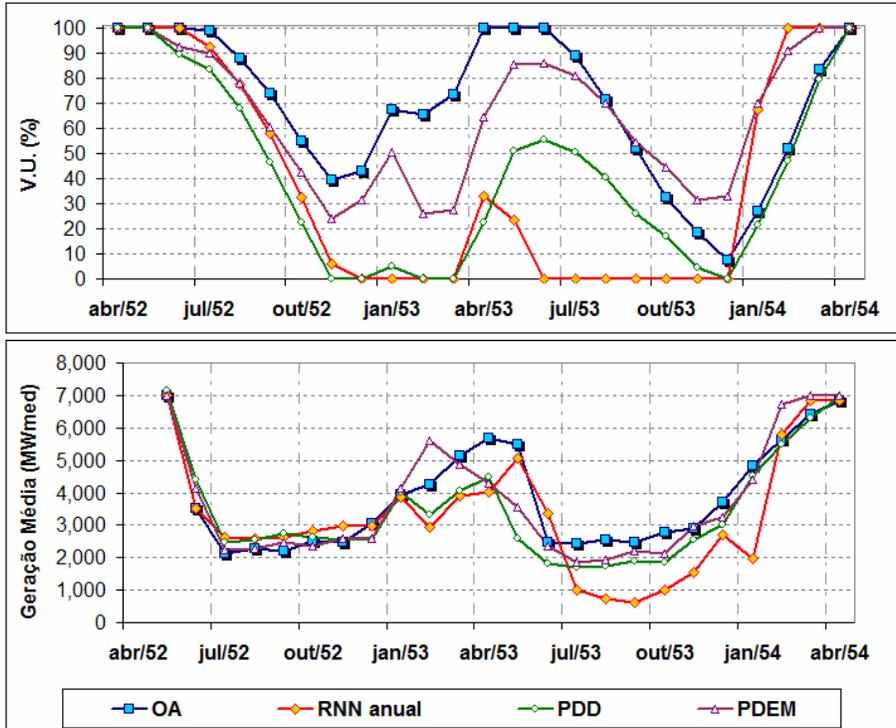


Figura 3.46 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio seco

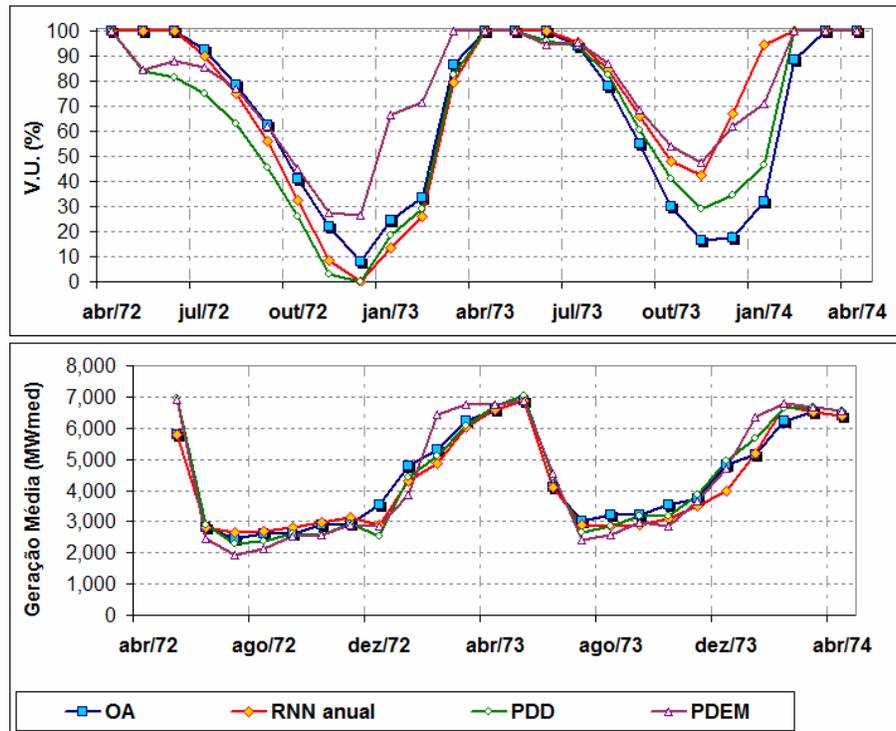


Figura 3.47 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio médio

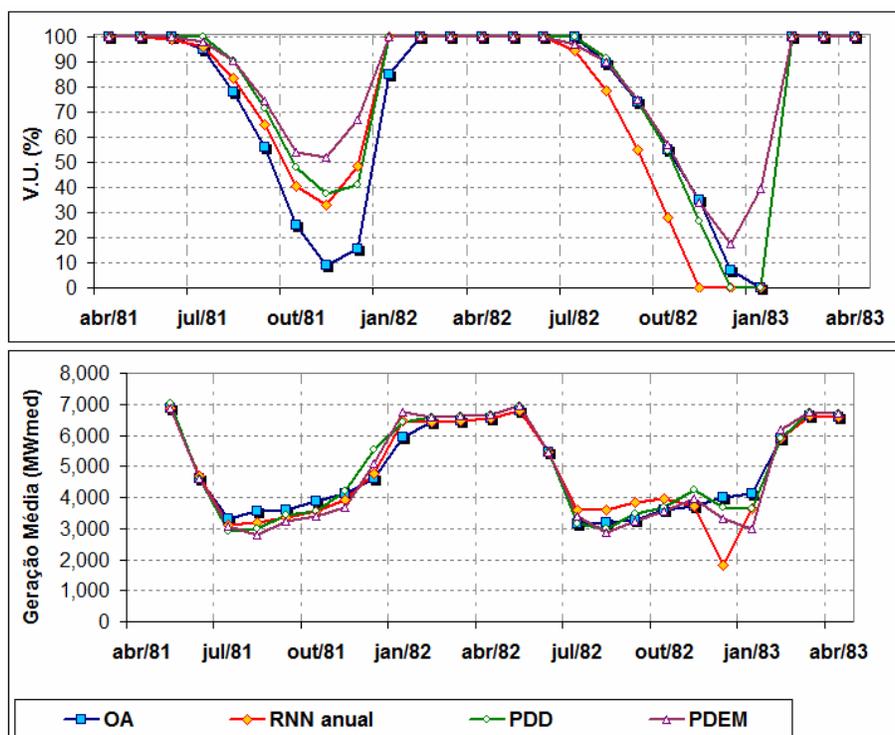


Figura 3.48 – Evolução da trajetória de V.U. e Geração Média das políticas operativas simuladas para a UHE Tucuruí, no biênio úmido

Resumindo, a UHE Tucuruí, devido à influência do clima da região amazônica, caracteriza-se pela presença de chuvas abundantes no período de dezembro a maio, as quais resultam em enchimento completo do reservatório e ocorrência de vertimentos em todos os ciclos hidrológicos da simulação do histórico de vazões. Neste contexto, a presença de padrão único de dados para alguns meses inviabilizou o treinamento da RNN mensal para esta usina. Já a RNN anual foi devidamente implementada, ainda que, conforme relatado para as UHE's Emborcação e Sobradinho, a presença diminuta de padrões no treinamento das regras resulta em uma subutilização de suas capacidades. Com relação à otimização da geração, a operação da UHE Tucuruí admitiu uma margem de otimização de custo de cerca de 26%, a qual é verificada por meio da diferença de custos das políticas OA e Fio. A política mais econômica foi a PDD que registrou custo médio 5,0% superior ao OA e geração média apenas 1,0% inferior ao OA. A política RNN anual teve desempenho comparável às demais políticas, principalmente em termos de vertimento médio e produtividade média. Sua simulação resultou em custo médio 9,4% superior ao OA e, apenas, 2,0% superior à PDEM.

# Capítulo 4

## Conclusões

No presente trabalho foi apresentada uma metodologia alternativa para abordagem do planejamento da operação de médio prazo de sistemas hidrotérmicos. A metodologia proposta é baseada em um Sistema de Inferência Nebulosa que foi obtido através do ajuste de parâmetros por meio de processo de aprendizagem Neuro-Adaptativo.

Primeiramente, o problema do planejamento da operação foi tratado por um modelo de otimização determinística com perfeita previsão de vazão, cujo resultado, que representa a melhor operação possível para a planta em análise, foi utilizado como informação para o treinamento do sistema neural-nebuloso. Como resultado do treinamento, obtém-se uma base de regras de inferência nebulosa, do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>, que irá reproduzir o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada, em cada estágio, em função das condições de entrada estipuladas.

As informações ótimas consideradas no treinamento foram as vazões afluentes passadas, as vazões turbinadas e os volumes úteis dos reservatórios em cada mês do horizonte simulado, cujo período foi de 1932 a 2005, considerando o histórico de vazões.

Os estudos de casos foram desenvolvidos considerando um sistema formado por um único reservatório e foram realizados para cinco usinas hidrelétricas pertencentes às quatro regiões do Sistema Interligado Nacional, quais sejam a região Sudeste/Centro-Oeste, a região Sul, a região Nordeste e a região Norte.

A performance da metodologia Neural Nebulosa (RNN) proposta foi comparada com outras modelagens, como a Programação Dinâmica Determinística, a Programação Dinâmica Estocástica e o Controle em Malha Aberta, além das políticas de referência do Ótimo Absoluto (OA) e da solução Fio d'Água (Fio), as quais representam um limitante superior e inferior para o desempenho das políticas, respectivamente. Para todas as políticas utilizou-se o mesmo ambiente de simulação, com condições de contornos e premissas idênticas.

A avaliação do comportamento da RNN foi realizada com base na mensuração de indicadores de erros médios e análise gráfica da comparação entre a saída indicada pelo otimizador determinístico e a saída indicada pela RNN. Com relação às comparações das políticas operativas, os resultados quantitativos foram avaliados em termos de geração hidrelétrica média e seu desvio padrão, custo médio da operação, vertimento médio e produtividade média. Adicionalmente, com vistas a permitir uma análise qualitativa das políticas, foram avaliadas, também, as trajetórias de volume e geração das usinas para diferentes períodos do histórico.

Os resultados do treinamento da RNN indicaram reduzidos erros médios e elevada aderência entre os valores das turbinagens ótimas e da saída do Sistema de Inferência Nebulosa, evidenciando que a base de regras nebulosas obteve sucesso na interpretação e reprodução do comportamento ótimo da operação das usinas. Ainda assim, a avaliação dos gráficos de dispersão dos valores das saídas da RNN em comparação aos valores das saídas do Ótimo Absoluto indicou a presença de uma nuvem de pontos fora do eixo  $x=y$ , o que permite concluir que existe espaço para se buscar um algoritmo de aprendizagem ainda mais eficiente e que resultaria em um desempenho global ainda melhor.

Com relação à simulação das políticas, os resultados mostraram que a política proposta nesta dissertação é competitiva e que seu desempenho foi, para todas as usinas avaliadas, similar e, por vezes, superior às demais políticas, principalmente à PDEM, uma política clássica e cuja representação é mais complexa e se configura computacionalmente menos eficiente. De um modo geral, o bom desempenho da política RNN pode ser atribuído a elevados níveis de produtividade média e ao valor reduzido do desvio padrão da geração, o qual indica uma política com despachos hidráulicos estáveis ao longo do período de planejamento.

Notou-se, também, que a simulação da política proposta, bem como das demais políticas avaliadas, não apresentou resultado uniforme para as cinco usinas estudadas. Assim, pode-se inferir que a eficiência das políticas operativas varia com relação à região ou à bacia onde são aplicadas e são dependentes das características do sistema em análise.

Há que se destacar a importância atribuída à abrangência de padrões do conjunto de dados operativos utilizados no treinamento das Redes Neurais Nebulosas. Pelo que se observou, esta abrangência é diretamente vinculada à eficácia do desempenho da política RNN, haja vista que a plenitude de padrões no treinamento permite que a base de regras seja treinada para todas as possíveis condições apresentadas como entrada na simulação da política. Neste sentido, espera-se

que a política RNN esteja subutilizada para os casos em que a otimização determinística resultou em reduzidos padrões de treinamento.

Para os casos em que a otimização determinística resultou em padrões que abrangem a maior parte do espaço de estados e, assim, o treinamento da RNN foi realizado com um conjunto robusto de dados, a política RNN mensal, ou seja, a base de regras neural nebulosa em base mensal, teve desempenho superior à RNN anual.

Por fim, ressalta-se que a política proposta considera adequadamente a incerteza das vazões através de sua modelagem nebulosa, além de permitir a representação individualizada das usinas, incluindo suas restrições operativas e características de produção não-linear, já que se trata de uma reprodução do modelo de otimização determinístico. Adicionalmente, esta abordagem configura-se com reduzido esforço computacional e permite uma visualização mais clara e melhor entendimento dos resultados do modelo e das relações físicas das variáveis, já que consiste de um sistema de regras nebulosas simples, do tipo SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>.

Como trabalhos futuros, seguem abaixo algumas propostas que visam aperfeiçoar o desempenho da política baseada em Sistema de Inferência Nebulosa:

- Treinamento das regras do Sistema de Inferência Nebulosa com série de dados da operação ótima contemplando todos os padrões do espaço de estados, através da realização da otimização determinística com cenários sintéticos de afluência ou diferentes níveis de partida de modo a abranger, no treinamento, todas as possíveis condições operativas da usina.
- Avaliação de outros modelos neural-nebulosos e outras técnicas de treinamento e ajuste de parâmetros das funções de pertinências de modo a obter uma base de regras nebulosas com maior precisão numérica.
- Aplicação da política apresentada neste trabalho, qual seja o Sistema de Inferência Nebulosa, para sistemas hidrotérmicos formados por múltiplos reservatórios. Acredita-se, plenamente, na factibilidade desta implementação, haja vista que a simplicidade e a eficiência computacional da técnica resume, esta tarefa, à busca pela melhor combinação de variáveis de entrada.

- Aplicação da técnica apresentada neste trabalho no planejamento da operação e programação de despacho de Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCH) e de sistema hidrelétricos em cascata.

## Referências Bibliográficas

- [1] CCEE, Home Page da CCEE, [www.ccee.org.br](http://www.ccee.org.br), acessada em dezembro de 2008.
- [2] I. Sauer, “Um Novo Modelo para o Setor Elétrico Brasileiro”, 1ª versão, IEE/USP São Paulo, Brasil, 2002.
- [3] G. L. Susteras, “Aplicação de Algoritmos Genéticos para Previsão do Comportamento das Distribuidoras como Apoio à Estratégia de Comercialização de Energia de Agentes Geradores”, Dissertação de Mestrado, USP São Paulo, Brasil, 2006.
- [4] ONS, Home Page do ONS, [www.ons.org.br](http://www.ons.org.br), acessada em dezembro de 2008.
- [5] ONS, “O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede: visão geral”, *Procedimentos de Rede*, submódulo 1.1, Rev. 1, Brasil, 2005.
- [6] ONS, “O ONS e os Desafios da Operação do SIN”, *III Seminário Internacional do Setor Elétrico*, Rio de Janeiro, Brasil, setembro de 2008.
- [7] EPE – Empresa de Pesquisa Energética, “Balanço Energético Nacional – BEN 2008”, Brasil, 2008.
- [8] ANEEL - Agencia Nacional de Energia Elétrica, “Atlas de Energia Elétrica do Brasil”, 2ª ed., Brasília, 2005
- [9] EPE – Empresa de Pesquisa Energética, “Plano Nacional de Energia 2030 - PNE 2030”, Brasil, 2007.
- [10] EIA – Energy Information Administration, “Official Energy Statistics from the U.S. Government”, [www.eia.doe.gov](http://www.eia.doe.gov), consultado em janeiro de 2009.
- [11] T. A. Araripe Neto, C. B. Cotia, M. V. Pereira, e J. Kelman, “Comparison of stochastic and deterministic approaches in hydrothermal generation scheduling,” *IFAC Electr. Energy Syst., Brazil*, pp. 201–206, 1985.
- [12] M.V.F. Pereira, L.M.V.G., Pinto “Operation Planning of large-scale hydroelectrical”, in 8th *Power Systems Computation Conference (PSCC)*, Helsinki, Finland, 1984.

- [13] M. V. Pereira e L. M. V. G. Pinto, “Stochastic optimization of a multireservoir hydroelectric system: A decomposition approach,” *Water Resources Res.*, vol. 21, no. 6, pp. 779–792, 1985.
- [14] M. V. F. Pereira, “Optimal Stochastic Operations Scheduling of Large Hydroelectric Systems”, *International Journal of Electric Power and Energy Systems*, vol. 11, no. 3, pp. 161-169, 1989.
- [15] B. Gorestin, N. M. Campodonico, J. P. Costa, M. V. F. Pereira, “Stochastic Optimization of a Hydro-Thermal System Including Network Constraints”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 7, N° 2, 1992.
- [16] M.V.F. Pereira, “Optimal Scheduling of Hydrothermal Systems – An Overview”, *IFAC Electr. Energy Syst.*, Brazil, 1985.
- [17] J. F. Benders, "Partitioning Procedures for Solving Mixed-Variables Programming Problems" *Numerische Mathematik*, Vol. 4, pp. 238-252, 1962.
- [18] CEPEL, Modelo NEWAVE, Manual de Referência, Brasil, 2001.
- [19] F. J. Arteiro, J. A. Gomes, J. M. Pinto, N. Fukui, R. Treistman, “Elaboração da Programação Eletroenergética do Sistema Interligado Nacional”, in *IX EDAO – Encontro para Debates de Assuntos de Operação*, Goiás, Brasil, 2007.
- [20] A. D. Leite, “A Energia do Brasil”, *Elsevier Editora*, 2ª. Ed., pp. 468, Rio de Janeiro, Brasil, 2007.
- [21] M. A., Cicogna, “Modelo de Planejamento da Operação Energético de Sistemas Hidrotérmicos a Usinas Individualizadas Orientado por Objetos”, Dissertação de Mestrado, FEEC/Unicamp, Brasil, 1999.
- [22] D. S. Filho, “Dimensionamento de Usinas Hidroelétricas através de Técnicas de Otimização Evolutiva”, Tese de Doutorado, USP São Carlos, Brasil, 2003.
- [23] M. A., Cicogna, “Sistema de Suporte à Decisão para o Planejamento e a Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica”, Tese de Doutorado, FEEC/Unicamp, Brasil, 2003.
- [24] Hydrolab Engenharia e Consultoria, Documentação e Manuais, 2006.

- [25] M. S., Zambelli, “Planejamento da Operação Energética Via Curvas-Guias de Armazenamento”, Dissertação de Mestrado, FEEC/Unicamp, Brasil, 2006.
- [26] T. G. Siqueira, “Comparação entre a Programação Dinâmica Estocástica Primal e Dual no Planejamento da Operação Energética”, Dissertação de Mestrado, FEEC/Unicamp, Brasil, 2003.
- [27] T. J. Ross, “Fuzzy Logic with Engineering Applications”, *McGraw Hills, Inc*, pp. 1-15, 1995.
- [28] L.A., Zadeh, "Fuzzy Sets", *Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [29] R. Ballini, “Análise e Previsões de Vazões Utilizando Modelos de Séries Temporais, Redes Neurais e Redes Neurais Nebulosas”, Tese de Doutorado , FEEC/Unicamp, Brasil, 2001.
- [30] L.A., Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybern*, Vol. 3, No. 1, pp. 28-44, Jan. 1973.
- [31] .M. Figueiredo e F. Gomide, “Fuzzy system design using neurofuzzy networks,” in *Proc. 7th Int. Conf. IPMU’98*, vol. 2, pp. 1416–1422, 1998
- [32] H. Zimmerman, “Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems”, *Kluwer-Nihoft*, Boston, 1987.
- [33] W. Pedrycz e F. Gomide, “An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design”, *MIT Press, Cambridge, MA*, 1998.
- [34] J.S. Jang, C.T., Sun, E. Mizutani, “Neuro-Fuzzy and Soft Computing, *Prentice Hall*, 1997.
- [35] E. H. Mamdani, "Applications of Fuzzy Algorithms for Simple Dynamic Plant”, *Proceedings of the IEEE*, Vol 121, No 12, pp 1585-1588, 1974.
- [36] E. H. Mamdani e S. Assilian, "An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller”, *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol 7, No 1, pp: 1-13, 1975.
- [37] M. Sugeno e G. T. Kang, “Structure Identification of Fuzzy Model”, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol 28, pp 15 - 33, 1988.

- [38] T. Takagi e M. Sugeno, “Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol 15, pp116 - 132, 1985.
- [39] MATLAB, *Help Contents - Fuzzy Logic Toolbox*, The Math Works, Inc, 2007.
- [40] I. R. Luna, “Redes Neurais Fuzzy Aplicadas em Identificação e Controle de Sistemas”, Dissertação de Mestrado, FEEC/Unicamp, Brasil, 2003.
- [41] J. W. Labadie, “Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review”, *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol.130, No.2, pp 92-111, 2004.
- [42] B. Shrestha, L. Duckstein e E. Stakhiv, “Fuzzy rule-based modeling of reservoir operation”, *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol.122, No.4, pp 262-269, 1996
- [43] P. G., Jairaj e S. Vedula, “Multireservoir System Optimization using Fuzzy Mathematical Programming”, *Water Resources Management*, 14 (457-472), 2001.
- [44] J. S. Dhillon, S. C. Prti, D. P. Kothari, “Fuzzy decision making in multiobjective long-term scheduling of hydrothermal system”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol 23, No 1, pp. 19-29, 2000.
- [45] R. C. Bansal, “Optimization Methods for Electric Power Systems: An Overview”, *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, Vol. 2, No 1, article 1021, 2005.
- [46] L. X.Wang e J. M. Mendel, “Back-propagation fuzzy system as nonlinear dynamic system identifiers,” in *Proc. FUZZ-IEEE’92*, pp. 1409–1418, 1992.
- [47] C. C. Lee e C. Lin, “Neural-network-base fuzzy logic control and decision system,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 40, pp. 1320–1336, Dec. 1991.
- [48] A. G. Bakirtzis, J. B. Theocharis, S. J. Kiartzis, e K. J. Satsios, “Short term load forecasting using fuzzy neural networks,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 10, pp. 1518–1524, Aug. 1995.
- [49] R. Ballini, S. Soares, e M. G. Andrade, “Seasonal streamflow forecasting via a neural fuzzy system,” in *Proc. IFAC’99*, vol. k, pp. 81–86, 1999.

- [50] M. Figueiredo, R. Ballini, S. Soares, M. Andrade, e F. Gomide “Learning Algorithms for a Class of Neurofuzzy Network and Application” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 34, n. 3, 2004.
- [51] B. Monte, S. Soares “Fuzzy Inference Systems Approach for Long Term Hydrothermal Scheduling” aceito no *IEEE Power Systems Conference & Exposition - PSCE*, Seattle EUA, 2009.
- [52] D. Silva, R. Ballini, S. Soares, A.A.F.M. Carneiro, “Interpretação Lingüística da Operação Ótima de uma Usina Hidroelétrica através de Redes Neurais Nebulosas Adaptáveis”, in *Revista Controle & Automação*, vol. 14, n. 3, 2003.
- [53] J. S. R. Jang, “Anfis: Adaptive-network-based fuzzy inference system,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, pp. 665–685, 1993.
- [54] R. J. Campos, T. A. Jesus, E. M. A. M. Mendes, “Uma abordagem Fuzzy para a previsão de curto-prazo do consumo de energia elétrica”, in *XXX CNMAC - Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*, Florianópolis, Brasil, 2007.
- [55] W. Yeh, “Reservoir management and operations models: A state-of-the-art review,” *Water Resources Research*, vol. 21, no. 12, pp. 1797–1818, 1985.
- [56] R. Wurbs, “Reservoir-system simulation and optimization models”, *Journal of Water Resource Planning and Management*, 119(4), pp 455-472, 1993.
- [57] U.S. Army Corps. Of Engineering, “Engineering and design: Hydrologic engineering requirements for reservoirs” Engineer manual 1110-2-1420, Washington, EUA, 1997.
- [58] P. N. Kodikara, “Multi-Objective Optimal Operation of Urban Water Supply Systems”, Tese de Doutorado , Victoria University, Australia, 2008.
- [59] G. G. Oliveira, S. Soares, " A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydrothermal Scheduling" *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 10, No. 3, pp. 1635-1641, 1995.
- [60] M. F. Carvalho, S. Soares, "An efficient hydrothermal scheduling algorithm" *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 2, No. 3, pp. 537-542, 1987.
- [61] R. Bellman, *Dynamic Programming*, Princeton University Press, Princeton - N. J., 1957.

- [62] L. Martinez, “Políticas de Controle Malha Fechada e Malha Aberta no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos”, Tese de Doutorado , FEEC/Unicamp, Brasil, 2001.
- [63] D. P. Bertsekas, "Dynamic Programming and Optimal Control", *Athena Scientific*, Belmont, Massachusetts, 1995.
- [64] T. C. Marques, “Uma Política Operativa a Usinas Individualizadas para o Planejamento da Operação Energética do Sistema Interligado Nacional”, Tese de Doutorado , FEEC/Unicamp, Brasil, 2006.
- [65] L. Martinez e S. Soares, “Comparison between Closed-Loop and Partial Open Loop Feedback Control Policies in Long Term Hydrothermal Scheduling”, *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 17, nº2, 2002.
- [66] ONS, “Alteração do Critério de Escolha do Previvaz com a Utilização de Técnica de Data Mining para a Bacia do Rio Uruguai”, *NT 133/2007*, Brasil, 2007.
- [67] I. Andreolli, W. Collischonn, C. E. M. Tucci, “Análise da Rede de Postos de Chuva na Previsão em Tempo Real na Bacia do Rio Uruguai”, *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, Vol. 11, No 2, pp 5-14, 2007.
- [68] I. Andreolli, “Previsão de Vazão em Tempo Real no Rio Uruguai com Base na Previsão Meteorológica”, Dissertação de Mestrado, IPH-UFRGS, Porto Alegre, Brasil, 2003.
- [69] M. S. Zambelli, I. Luna, S. Soares, “Long-Term Hydropower Scheduling Based on Deterministic Nonlinear Optimization and Annual Inflow Forecasting Models”, aceito no *IEEE PES PowerTech 2009* – Bucareste, Romênia, 2009.
- [70] M. S. Zambelli, T. G. Siqueira, S. Soares, “Aplicando Melhorias à Programação Dinâmica no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos”, *XVI CBA - Congresso Brasileiro de Automática*, Salvador, Brasil, 2006.
- [71] ONS, “Sumário Executivo: Planejamento Anual da Operação Energética – Ano 2005”, *RE 3/237/2005*, Brasil, 2005.
- [72] ONS, “Curva de Operação da Região Norte – 2008/2012”, *NT-166/2007*, Brasil, 2008.