

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

Planejamento da Operação Energética do Sistema Interligado Nacional Baseado em Modelo de Controle Preditivo

Autor: Mônica de Souza Zambelli

Orientador: Prof. Dr. Secundino Soares Filho

Tese de Doutorado apresentada a Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos para a obtenção do título de **Doutor** em Engenharia Elétrica. Área de concentração: **Energia Elétrica**.

Campinas, SP
Dezembro/2009

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

Z14p Zambelli, Mônica de Souza
 Planejamento da operação energética do sistema
interligado nacional baseado em modelo de controle
preditivo / Mônica de Souza Zambelli. --Campinas, SP:
[s.n.], 2009.

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

 1. Sistemas de energia elétrica hidrotérmica. 2.
Energia elétrica - produção - Planejamento. 3. Controle
preditivo. 4. Otimização matemática. 5. Previsão de
vazões. I. Soares Filho, Secundino. II. Universidade
Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica
e de Computação. III. Título.

Título em Inglês: Long term hydrothermal scheduling of the brazilian integrated
system based on model predictive control

Palavras-chave em Inglês: Hydrothermal electric power systems, Electric power
production planning, Predictive control, Mathematical
optimization, Inflow forecasting

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Doutor em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Edson Luiz da Silva, Donato da Silva Filho, Alberto Luiz
Francato, Pedro Luíz Peres

Data da defesa: 09/12/2009

Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE DOUTORADO

Candidato: Mônica de Souza Zambelli

Data da Defesa: 9 de dezembro de 2009

Título da Tese: "Planejamento da Operação Energética do Sistema Interligado Nacional Baseado em Modelo de Controle Preditivo"

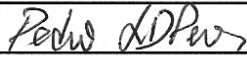
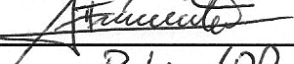
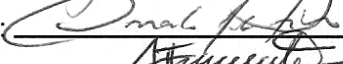
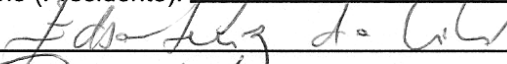
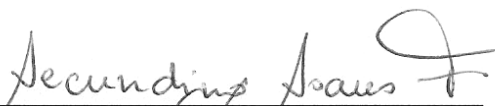
Prof. Dr. Secundino Soares Filho (Presidente):

Prof. Dr. Edson Luiz da Silva:

Dr. Donato da Silva Filho:

Prof. Dr. Alberto Luiz Francato:

Prof. Dr. Pedro Luís Dias Peres:



*Ao admirável engenheiro Denniz Rossi,
por despertar em mim o amor pela engenharia.*

AGRADECIMENTOS

Obrigada a todos os amigos e companheiros do laboratório COSE que ajudaram a fazer desse projeto um período de aprendizado e diversão. Em especial, agradeço aos colegas André Toscano, Erinaldo Santos e Ivette Luna pela parceria no desenvolvimento dos trabalhos e elaboração de artigos. Sem sua participação esse trabalho não estaria completo.

Agradeço ao grande mestre Secundino pelas excelentes oportunidades que me proporcionou de crescimento tanto profissional como pessoal e ainda à experiente equipe do ONS Alberto, Sérgio e Carlos Eduardo pela paciência e apoio no esclarecimento de meus muitos questionamentos ao longo deste projeto.

Muito obrigada a minha família cujo apoio, mesmo daqueles que estão distantes, tem sido fundamental.

Este trabalho contou com o apoio financeiro da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (Fapesp) e da Companhia Energética de São Paulo (Cesp).

*“The doors we open and close each day
decide the lives we live.”*

Flora Whittemore

RESUMO

O planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional (SIN) é uma tarefa complexa realizada por meio de uma cadeia de modelos de médio, curto e curtíssimo prazo acoplados entre si, cada um com considerações pertinentes à etapa que aborda.

A proposta deste trabalho é apresentar uma alternativa para o planejamento da operação energética de médio prazo. Foi desenvolvida uma metodologia baseada em modelo de controle preditivo, abordando os aspectos estocásticos do problema de forma implícita pela utilização de valores esperados das vazões, e fazendo uso de um modelo determinístico de otimização a usinas individualizadas, que possibilita uma representação mais precisa do sistema hidrotérmico.

A análise de desempenho é feita através de simulações da operação, considerando os parques hidrelétrico e termelétrico que compõem o SIN, com restrições operativas reais, em configuração dinâmica, com plano de expansão e a possibilidade de intercâmbio e importação de mercados vizinhos.

Os resultados são comparados aos fornecidos pela metodologia em vigor no setor elétrico brasileiro, notadamente o modelo NEWAVE, que determina as decisões de geração por subsistema, e o modelo Suishi-O, que as desagrega por usinas individualizadas.

Palavras-chave: planejamento da operação, sistemas hidrotérmicos de potência, controle preditivo determinístico, otimização, previsão de vazões, simulação por computador

ABSTRACT

The long term hydrothermal scheduling of the Brazilian Integrated System (SIN) is a complex task solved by a chain of long, medium and short term coupled models, each one with considerations pertinent to the stage of operation that it deals with.

The proposal of this work is to present an alternative for the long term hydrothermal scheduling. A methodology based on model predictive control was developed, implicitly handling stochastic aspects of the problem by the use of inflows expected values, and making use of a deterministic optimization model to obtain the optimal dispatch for individualized plants, what makes possible a more accurate representation of the hydrothermal system.

The performance analysis is made through simulations of the operation, taking into consideration all the hydro and thermal plants that compose the SIN, with real operative constraints, in dynamic configuration, with its expansion plan and the possibility of interchange and importation from neighboring markets.

The results are compared with those provided by the approach actually in use by the Brazilian electric sector, specifically the NEWAVE model, which defines the generation decisions for the subsystems, and the Suishi-O model, that disaggregates them for the individualized plants.

Keywords: hydrothermal scheduling, power systems, model predictive control, optimization, inflow forecasting, computer simulation

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	17
CAPÍTULO 1 PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO ENERGÉTICA	21
1.1 SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL	21
1.2 PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO	23
1.3 METODOLOGIA EM VIGOR NO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO	29
CAPÍTULO 2 METODOLOGIA PROPOSTA	33
2.1 POLÍTICA OPERATIVA BASEADA EM CONTROLE PREDITIVO	33
2.2 MODELO DE OTIMIZAÇÃO.....	38
2.2.1 <i>Decomposição do problema</i>	41
2.2.2 <i>Técnica de solução</i>	43
2.3 MODELO DE PREVISÃO DE VAZÕES.....	44
2.3.1 <i>Previsor estatístico</i>	44
2.3.2 <i>Previsor baseado em inteligência computacional</i>	45
2.4 MODELO DE SIMULAÇÃO	51
CAPÍTULO 3 ADAPTAÇÕES DA MODELAGEM PARA O SIN	55
3.1 REQUISITOS PARA PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DO SIN	55
3.2 MODELOS REFORMULADOS.....	59
3.3 PROCEDIMENTOS ADOTADOS PARA O SIN	66
3.3.1 <i>Despacho Termelétrico de Mérito</i>	69
3.3.2 <i>Determinação de Intercâmbio de Energia entre Subsistemas</i>	71
CAPÍTULO 4 ESTUDOS DE CASO	75
4.1 SISTEMA DE ÚNICO RESERVATÓRIO.....	75
4.1.1 <i>Abordagens temporais de previsão</i>	80
4.2 SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL	84
4.2.1 <i>Resultados Gerais para o SIN</i>	86

4.2.2	<i>Resultados por Subsistema</i>	90
4.2.3	<i>Resultados por Usina Hidrelétrica</i>	97
4.2.4	<i>Resultados por cenário hidrológico: 1952</i>	99
CAPÍTULO 5 CONCLUSÕES		107
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		111
ANEXO A ARTIGOS PUBLICADOS		117

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Participação percentual dos tipos de centrais na capacidade instalada para geração de energia elétrica no Brasil - situação em Julho de 2009.	22
Figura 2: Esquema da cadeia de coordenação hidrotérmica da operação do SEB.	29
Figura 3: Diagrama esquemático da política operativa ODIN.	35
Figura 4: Esquema de variáveis hidráulicas do modelo.	41
Figura 5: Esquema de estrutura da rede de usinas hidrelétricas no modelo HydroMax.	43
Figura 6: Rede Neural Nebulosa.	47
Figura 7: Esquema do Sistema de Inferência Nebulosa.	50
Figura 8: Topologia de conexões entre subsistemas do SIN, destacando o laço existente.	64
Figura 9: Diagrama de ação do método <i>Executar</i> do simulador HydroSim.	67
Figura 10: Diagrama de ação do método <i>Executar</i> da política ODIN.	68
Figura 11: Diagrama de ação do método “ <i>Executar</i> ” despacho econômico termelétrico.	70
Figura 12: Correção por partes para factibilização de limites de intercâmbios.	72
Figura 13: Regra paralela de correção do despacho hidrelétrico.	73
Figura 14: Trajetória de armazenamento do reservatório de Emborcação (1974-1979).	78
Figura 15: Vazões de simulação (1974-1979) vs. médias mensais (MLT).	78
Figura 16: Trajetória de geração da UHE Emborcação (1974-1979).	79
Figura 17: Vazões médias mensais e seus fatores para desagregação de montante anual 80	80
Figura 18: Trajetória ótima de armazenamento para as séries de vazões de 1975 e 1993 82	82
Figura 19: Vazões afluentes e defluências ótimas para as séries de vazões de 1975 e 1993 82	82
Figura 20: Evolução do erro MAPE para os previsores FIS em relação ao horizonte de previsão 83	83
Figura 21: Diagrama esquemático das usinas hidrelétricas do SIN.	85
Figura 22: Trajetórias médias de geração hidrelétrica e mercado do SIN.	87
Figura 23: Trajetórias médias de geração termelétrica do SIN.	87
Figura 24: Trajetórias médias de energia armazenada do SIN.	88
Figura 25: Trajetórias médias de custo total da operação do SIN.	89
Figura 26: Custo atualizado da operação do SIN por cenário hidrológico.	90
Figura 27: Trajetórias médias de energia armazenada por subsistema.	91
Figura 28: Trajetórias médias de custo marginal da operação por subsistema.	92
Figura 29: Trajetórias médias de custo marginal declarados pelos modelos NEWAVE e SUISHI.	93
Figura 30: Risco de déficit por subsistema.	94

Figura 31: Valor esperado da energia não suprida por subsistema.....	96
Figura 32: Trajetórias médias de armazenamento para UHEs individualmente.....	97
Figura 33: Trajetórias médias de armazenamento das UHEs Furnas e Água Vermelha.	98
Figura 34: Trajetórias médias de armazenamento das UHEs Emborcação e São Simão.	99
Figura 35: Energia armazenada do SIN para o cenário de vazões de 1952.	100
Figura 36: Balanços energéticos por subsistema para o cenário de vazões de 1952.	101
Figura 37: Reservatórios de acumulação da Bacia do Paraíba do Sul.	103
Figura 38: Decisões de vazão defluente e desviada na UHE Santa Cecília.....	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Base de Regras Nebulosas.....	48
Tabela 2: Resultados de Simulação para Sistema de Único Reservatório	77
Tabela 3: Resultados de Simulação – Previsão em Base Mensal vs. Anual	81
Tabela 4: Resultados médios dos cenários para o SIN.....	86
Tabela 5: Risco médio de não suprimento de energia por subsistema	95
Tabela 6: Resultados para o SIN no cenário hidrológico de 1952	99

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANDE - Estatal paraguaia Administração Nacional de Energia

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

ARMA – Auto Regressivo com Médias Móveis

BIC – Critério de Informação Bayesiano

CEPEL – Centro de Pesquisas de Energia Elétrica

CMO – Custo Marginal de Operação

CVU – Custo Variável Unitário

DET – Despacho Econômico Termelétrico

FIS – Sistema de Inferência Nebulosa

MLT – Média de Longo Termo

MPC – Model Predictive Control

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico

PD – Programação Dinâmica

PDDE – Programação Dinâmica Dual Estocástica

PDE – Programação Dinâmica Estocástica

PL – Programação Linear

POE – Planejamento da Operação Energética

PMO – Programa Mensal de Operação

RNA – Rede Neural Artificial

RNN – Rede Neural Nebulosa

SEB – Setor Elétrico Brasileiro

SIN – Sistema Interligado Nacional

UHE – Usina Hidroelétrica

UTE – Usina Termoelétrica

INTRODUÇÃO

Em todo o mundo, sobretudo nos países mais desenvolvidos, os mercados de energia elétrica têm evoluído de um ambiente regulado para um ambiente competitivo e, de certa forma, liberal. A onda de reestruturação e desregulamentação tem levado os países a mudarem do monopólio, onde os preços da energia são garantidos pelo governo, para um ambiente mais liberal e competitivo, capaz de promover vantagens econômicas expressivas para os investidores do setor de energia e para os consumidores.

No Brasil muito se tem discutido sobre a reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (SEB) e, de fato, muitas mudanças têm ocorrido na última década.

O projeto original de reestruturação do SEB (RE-SEB), implantado em 1996, indicava a necessidade de implementar a desverticalização das empresas de energia elétrica, classificando-as por segmentos de geração, transmissão e distribuição, incentivar a competição nos segmentos de geração e comercialização, e manter sob regulação os setores de distribuição e transmissão de energia elétrica, considerados como monopólios naturais, sob regulação do Estado. Concluído em agosto de 1998, o Projeto RE-SEB definiu o arcabouço conceitual e institucional do modelo a ser implantado.

Em 2001, 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.

Uma nova onda de mudanças teve início em 2004, com a introdução do Novo Modelo do Setor Elétrico, que teve como objetivos principais: garantir a segurança no suprimento, promover a modicidade tarifária, e promover a inserção social, em particular por programas de

universalização. Sua implantação marcou a retomada da responsabilidade do planejamento do setor de energia elétrica pelo Estado.

Novas entidades institucionais foram criadas visando assegurar a regularidade e a segurança do abastecimento e da expansão do setor, através de mecanismos de avaliação permanente do suprimento de energia elétrica e de ações preventivas que possibilitem a restauração da segurança no abastecimento e no atendimento elétrico.

Atualmente o setor conta com um órgão regulador (Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL), um operador para o sistema elétrico nacional (Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS) e um conjunto de agentes institucionais atuantes, que possibilitam o funcionamento de um ambiente para a realização das transações de compra e venda de energia elétrica. O novo sistema garante às empresas do setor relativa autonomia de atuação, sobretudo no estabelecimento de contratos comerciais, que podem ser firmados diretamente com o consumidor, denominado consumidor livre.

A coordenação da operação do sistema, entretanto, se mantém centralizada e o chamado Programa Mensal de Operação (PMO) é determinado mensalmente pelo ONS. A atuação dos agentes e empresas, nesse caso, é bastante limitada.

O PMO é estabelecido por um conjunto de modelos computacionais concatenados que determinam a distribuição da geração entre as usinas hidrelétricas e termelétricas do sistema em diferentes escalas de tempo, visando gerenciar desde o armazenamento dos reservatórios das usinas hidrelétricas no longo prazo até o despacho de geração e os fluxos de potência no sistema de transmissão no curto prazo.

O objetivo global da coordenação da operação do SIN é assegurar uma operação econômica e confiável para o sistema elétrico de potência. O resultado deve ser uma sequência de decisões de geração que procure minimizar o custo esperado da operação e garantir o atendimento da demanda com confiabilidade.

Entretanto, apesar do esforço continuado dos agentes do setor em compreender e aprimorar a cadeia de modelos utilizada pelo SEB para a coordenação da operação, as soluções fornecidas têm se mostrado aquém das expectativas e cada vez mais critérios heurísticos de

segurança têm sido incorporados aos modelos de otimização, muitas vezes prevalecendo sobre sua solução.

A sobreposição desses procedimentos heurísticos aos modelos de otimização abala a credibilidade dos agentes na cadeia de modelos de planejamento, de modo que muitas empresas têm buscado, junto às universidades e centros de pesquisa, novas alternativas para o planejamento da operação, através de seus programas de pesquisa e desenvolvimento. Uma consequência dessa parceria entre empresas e universidades é o aumento do conhecimento sobre o problema do planejamento da operação eletroenergética em todas as suas instâncias e a disseminação de uma gama de novas soluções, dado a grande variedade de técnicas disponíveis atualmente na literatura mundial.

Dessa forma, este trabalho apresenta uma nova proposta metodológica para o planejamento da operação de médio prazo do SIN, baseada numa técnica de modelo de controle preditivo determinístico (Model Predictive Control) muito difundida na área de controle automático. O modelo, denominado ODIN (Otimização do Despacho Interligado Nacional), está embasado em três premissas principais:

1. Operação individualizada das usinas hidrelétricas e termelétricas;
2. Representação das características não lineares de operação das usinas hidrelétricas;
3. Representação indireta da estocasticidade das vazões de forma implícita, através de modelos de previsão.

Essas três características são as mais importantes para a diferenciação entre a metodologia proposta nesse projeto e aquela em vigor no SEB, que utiliza técnicas de otimização baseadas em Programação Dinâmica Estocástica Dual combinada à agregação do sistema hidrelétrico através de modelagem equivalente, fazendo uso de diversas aproximações lineares para modelar comportamentos tipicamente não lineares.

No Capítulo 1 o problema do planejamento energético da operação do sistema hidrotérmico brasileiro, foco deste trabalho, é descrito, acompanhado de uma revisão bibliográfica dos métodos já utilizados no Brasil ou apresentados na literatura para resolvê-lo.

A metodologia proposta neste trabalho é introduzida no Capítulo 2, onde é descrita a política operativa ODIN bem como cada um dos modelos que a compõem: otimização, previsão e simulação.

O Capítulo 3 aborda algumas considerações sobre a operação do sistema brasileiro, tais como despacho termelétrico de mérito, determinação de intercâmbios entre subsistemas, custos marginais da operação e determinação de desvios em bacias com usinas especiais.

A seguir, no Capítulo 4, apresentam-se alguns casos de estudo. Iniciando-se por casos de sistemas simples compostos por uma usina hidrelétrica, a fim de comparar detalhadamente resultados da política proposta com aqueles de políticas baseadas em programação dinâmica, técnica de solução utilizada no SEB. Casos de uma usina também são usados para comparar os resultados da nova política dada a utilização de diferentes técnicas de previsão de vazões. Por fim, são apresentados resultados de um estudo de caso real, englobando a totalidade de usinas hidrelétricas do SIN, tal qual é disponibilizado pelo SEB para o PMO. Os resultados deste estudo são comparados com os dos modelos vigentes, mostrando que a metodologia proposta é capaz de promover economia e segurança significativas ao SEB e seus agentes.

No Capítulo 5, finalmente, encontram-se as principais conclusões do trabalho e nos apêndices as principais publicações, destacando resultados parciais isoladamente.

CAPÍTULO 1

PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO ENERGÉTICA

Este capítulo apresenta uma descrição do problema do planejamento energético da operação e um levantamento bibliográfico das principais técnicas de solução utilizadas com destaque àquelas que motivaram o desenvolvimento da abordagem determinística proposta.

Este capítulo traz ainda uma síntese dos modelos que compõem a metodologia atualmente utilizada pelo setor elétrico brasileiro para a coordenação da operação hidrotérmica.

1.1 Sistema Interligado Nacional

O sistema de produção de energia elétrica do Brasil é um sistema hidrotérmico de grande porte, com forte predominância de usinas hidrelétricas e com múltiplos proprietários, com tamanho e características que permitem considerá-lo único em âmbito mundial.

O Sistema Interligado Nacional (SIN), atualmente com cerca de 104 GW de potência instalada em 2081 usinas geradoras, abrange as regiões Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e parte da região Norte. Além disso, há diversos sistemas de menor porte, não conectados ao SIN e, por isso, chamados de Sistemas Isolados, que se concentram principalmente na região Amazônica, no Norte do país, onde as características geográficas regionais dificultaram a construção de linhas de transmissão de grande extensão que permitiriam a conexão ao SIN. Esses sistemas correspondem a apenas 3,4% da energia elétrica produzida no país (ANEEL, 2009).

O Brasil detém um dos maiores potenciais hidrelétricos do mundo e sua matriz energética é composta, predominantemente, por esta fonte. Na Figura 1, mostra-se a participação dos tipos de centrais de geração na capacidade instalada no País.

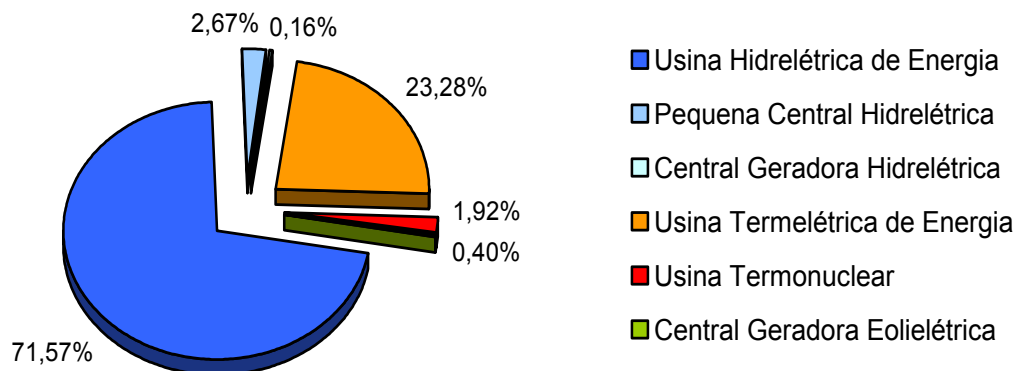


Figura 1: Participação percentual dos tipos de centrais na capacidade instalada para geração de energia elétrica no Brasil - situação em Julho de 2009¹.

Além da predominância de fontes hidráulicas, o parque gerador do SIN apresenta alguns aspectos peculiares que o diferenciam de outros sistemas.

No aspecto hidráulico, destacam-se a presença de grandes bacias com um grande número de aproveitamentos, com afluências que registram, historicamente, acentuada sazonalidade e elevado nível de incerteza, e o forte acoplamento hidráulico entre unidades geradoras resultante da grande quantidade de usinas e reservatórios localizados em sequência nessas extensas bacias hidrográficas.

Em algumas regiões os aproveitamentos hidráulicos são utilizados prioritariamente para fins de abastecimento ou navegação o que limita o uso desses recursos para a produção de energia elétrica. Há presença de usinas elevatórias com unidades de bombeamento e desvios, que possuem capacidade de geração relativamente reduzida, mas desempenham um importante papel nas bacias onde se localizam, sobretudo considerando outros usos da água.

¹Fonte: Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL. Banco de Informações de Geração - BIG. Disponível em: www.aneel.gov.br/ (Capacidade Geração Brasil) Julho/2009.

O parque gerador e o sistema de transmissão encontram-se em constante expansão, visando acompanhar as expectativas de crescimento do país, que deve atender integralmente sua demanda, uma vez que a interligação com sistemas vizinhos de base termelétrica é ainda incipiente.

1.2 Planejamento da Operação

O planejamento da operação energética visa determinar estratégias de operação que minimizem o valor esperado do custo de operação do sistema durante o horizonte de planejamento, no caso brasileiro de até cinco anos à frente. O principal objetivo desta etapa é promover o aproveitamento racional dos recursos disponíveis a médio prazo, garantindo qualidade e segurança no atendimento à demanda e satisfazendo as restrições operativas do sistema.

O problema de planejamento da operação energética é muito complexo. No caso particular do sistema brasileiro, composto por grandes bacias hidrológicas interligadas com grande número de reservatórios de capacidade de regularização plurianual, esta complexidade é ainda mais acentuada.

As decisões de operação tomadas ao longo do horizonte de planejamento são dependentes no tempo. Os recursos de geração, representados pela água armazenada nos reservatórios, são limitados, e a decisão em cada estágio de planejamento deve assegurar a menor complementação térmica no presente sem que a geração futura seja comprometida, caracterizando o problema como dinâmico e não separável no tempo.

A aleatoriedade das vazões afluentes às usinas hidrelétricas do sistema, do mercado de energia a ser atendido e do custo de combustível das usinas térmicas (para não falar do cronograma de entrada em operação de novas usinas e unidades geradoras) tornam o problema essencialmente estocástico.

Outro aspecto que acrescenta complexidade ao planejamento da operação hidrotérmica é que as funções de geração das usinas hidrelétricas, que descrevem a conversão da água turbinada nas usinas em energia elétrica, assim como as funções de custo de produção

termelétrica, são tipicamente representadas por funções não lineares. Modelos de otimização não lineares requerem um esforço computacional bem maior que seus equivalentes lineares.

Além das características já destacadas relativas ao sistema de geração, o sistema de transmissão da energia gerada nas usinas acrescenta um aspecto adicional de complexidade na cadeia de coordenação hidrotérmica da operação de curto prazo. Uma representação adequada do sistema de transmissão é fundamental para assegurar a viabilidade do despacho de geração na operação do sistema elétrico.

Historicamente, no Brasil e no resto do mundo, para simplificar o problema e permitir sua solução, somente tem sido tratada a incerteza das vazões. As incertezas sobre a demanda, custos de combustível das termelétricas e cronograma de expansão do sistema não são explicitamente modeladas, mas consideradas através de cenários mais prováveis.

As primeiras estratégias de operação energética para o sistema elétrico brasileiro, a partir de 1974, foram calculadas utilizando um método determinístico denominado Método da Curva Limite Inferior de Armazenamento. Baseado em uma representação agregada do sistema hidrelétrico e em dados históricos de vazões afluentes, o sistema operava de acordo com uma curva limite, que representava o mínimo armazenamento necessário para o atendimento da demanda com a mínima complementação de geração por termelétricas. Essa política operativa foi substituída posteriormente por um modelo de Programação Dinâmica Estocástica (PDE) desenvolvido pela Eletrobrás em conjunto com o CEPEL (CEPEL/Eletrobrás, 1977) e baseado em uma representação do parque hidrelétrico a sistema equivalente (Terry, 1980).

A representação por sistema equivalente é considerada aceitável no caso de homogeneidade hidrológica e forte interligação elétrica do sistema que garanta o suprimento de energia por qualquer usina (Arvanitidis e Rosing, 1970a). No caso do sistema elétrico brasileiro, para tentar satisfazer a estes requisitos, a agregação é feita em termos de subsistemas, considerando as capacidades de intercâmbio entre eles.

Anos mais tarde foi proposto um método baseado em Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) para a otimização do problema de planejamento da operação energética (Pereira e Pinto, 1985). O método proposto resolve o problema através da técnica de decomposição de Benders, buscando determinar estratégias ótimas para os subsistemas

interligados. Este método resultou no modelo denominado NEWAVE utilizado atualmente pelo setor elétrico brasileiro na determinação de estratégias de operação em médio prazo.

A Programação Dinâmica (PD) (Bellman, 1962) vem sendo extensivamente usada na otimização de problemas de planejamento da operação energética em particular e em problemas envolvendo sistemas de recursos hídricos em geral. As primeiras aplicações da PD na operação de reservatórios usavam a PD discreta convencional, com dados de vazões afluentes determinísticos (Hall e Esogbue, 1968; Harboe *et al.*, 1970). Com a finalidade de tratar a natureza estocástica das variáveis hidrológicas do problema, a PDE foi introduzida subsequentemente na solução do problema (Gablinger e Loucks, 1970), sendo que em Butcher (1971) e Torabi e Mobasheri (1973) o processo Markoviano de primeira ordem já era usado no cálculo das probabilidades das vazões condicionadas à vazão do mês anterior.

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

A PDE, no entanto, é limitada pela chamada "maldição da dimensionalidade", uma vez que nessa abordagem o esforço computacional cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado do problema, no caso o número de reservatórios do sistema. Várias abordagens foram sugeridas para superar o problema da dimensionalidade na PDE, constituindo aproximações do problema para reduzir o número de buscas. Entre as principais técnicas estão agregação (Arvanitidis e Rosing, 1970a; 1970b; Duran *et al.*, 1985; Cruz e Soares, 1996; Turgeon e Charbonneau, 1988), aproximações sucessivas (Turgeon, 1981), e análise do componente principal (Saad e Turgeon, 1988; Saad *et al.*, 1992).

A mais amplamente utilizada é a técnica de agregação, que consiste em resolver o problema para um reservatório composto hipotético, representando todo o sistema. Técnicas de desagregação são necessárias para determinar a solução ótima para cada reservatório individualmente.

Outra alternativa é re-otimizar a cada estágio, em um processo iterativo que requer a interpolação da função de valores futuros, seja de forma linear, como na PDDE, (Pereira e Pinto, 1991) ou não linear (Johnson *et al.*, 1993; Tejada-Guibert *et al.*, 1993). Entre as vantagens dessa abordagem estão a eliminação da discretização do espaço de estados e o cálculo de limites inferiores e superiores do custo esperado da operação a cada iteração, que podem ser usados para averiguar a precisão da aproximação da função de custo futuro. Sua principal desvantagem é que a estocasticidade das vazões requer uma discretização grosseira, sendo que a representação de diferentes alternativas de vazões em detalhes a cada estágio aumenta exponencialmente o número de séries de vazões com o número de estágios. Além disso, o potencial da PDDE no caso de problemas não lineares e não convexos é desconhecido (Lamond e Boukhtouta, 1996).

Mesmo quando necessárias, essas aproximações de modelagem incorrem na deterioração da solução ótima, apesar da solução sub-ótima fornecida por abordagens baseadas em PDE ser muitas vezes de boa qualidade.

Reconhecendo a necessidade de uma representação mais realista do sistema, e fazendo uso dos freqüentes avanços tecnológicos, técnicas de processamento paralelo vêm sendo empregadas para reduzir o tempo computacional para obtenção de soluções de PDE para sistemas de médio porte (Silva e Finardi, 2003). No caso do sistema brasileiro, não é possível aplicar a PDE a usinas individualizadas e ainda não há uma identificação clara da melhor forma de agregar os reservatórios, melhorando sua representação e fornecendo melhor resultado global em tempo aceitável (Matos *et al.*, 2008).

Como abordagem alternativa à otimização em malha fechada proporcionada pela PDE, métodos de otimização determinística têm sido propostos integrados a modelos de previsão de vazões para o planejamento da operação energética. Com a hipótese de afluências determinísticas, o problema resultante, em geral, pode ser formulado como um problema de otimização não linear e resolvido por algoritmos especializados (Rosenthal, 1981; Carvalho e Soares, 1987, Oliveira e Soares, 1995).

O modelo de planejamento energético, formulado como um problema de controle ótimo determinístico discreto e resolvido pelo método do gradiente reduzido, foi aplicado ao sistema hidroelétrico da Hydro-Quebec, caracterizado pela predominância de geração de origem

hidráulica (Hanscom *et al.*, 1980). Para este mesmo sistema, Bissonnette *et al.* (1986) apresentaram um modelo de otimização determinístico baseado em técnicas de programação não linear de primeira ordem.

Na otimização determinística, a representação do sistema pode ser feita detalhadamente, considerando cada usina hidrelétrica individualmente, incluindo suas características não lineares de produção e restrições operacionais. A principal característica deste tipo de metodologia é que a mesma pode ser aplicada a sistemas constituídos por múltiplas usinas hidroelétricas sem simplificações adicionais. A representação da vazão afluente, variável tipicamente estocástica do problema, é feita de forma implícita, com previsões permanentemente atualizadas, caracterizando a solução resultante como uma política de controle em malha aberta.

Com o desenvolvimento e a aplicação de modelos de otimização determinísticos no problema de planejamento energético, surgiu também a preocupação de analisar o desempenho deste tipo de abordagem em relação a técnicas explicitamente estocásticas como a PDE.

Por produzir políticas de operação consideradas sub-ótimas, a solução determinística da malha aberta foi considerada inadequada na solução do problema de otimização da operação de reservatórios em geral (Philbrick e Kitanidis, 1999). Entretanto, como os próprios autores ressaltam, no caso do objetivo ser a geração de energia a abordagem determinística pode resultar em soluções sub-ótimas de muito boa qualidade. A aplicação dessa técnica deve ser avaliada cuidadosamente para cada caso.

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

Usando dados do sistema hidrelétrico da Nova Zelândia (Boshier e Reed, 1981) foi mostrado que os resultados obtidos com políticas de malha aberta não diferem muito daqueles obtidos por abordagens de PDE, corroborando os resultados obtidos em (Martinez e Soares, 2002) para usinas isoladas do sistema brasileiro.

Em Karamouz e Houck (1987) foram avaliadas as abordagens de programação dinâmica determinística e estocástica na operação de sistemas constituídos de um único reservatório, com diferentes capacidades de armazenamento e localizados em diferentes regiões dos Estados Unidos. As regras operacionais geradas pelas duas abordagens foram comparadas por simulação, sendo que a abordagem determinística mostrou-se mais eficiente na operação de usinas com reservatórios de médio e grande porte.

Em estudos semelhantes considerando usinas hidrelétricas do sistema brasileiro, concluiu-se que as diferenças nos resultados fornecidos por três variações de programação dinâmica estocástica (independente, markoviana e dual) são inexpressivas, até mesmo em relação à sua versão determinística (Siqueira, 2003; Siqueira *et al.*, 2006).

Para o sistema brasileiro, diferentes conclusões foram apresentadas. Em Araripe *et al.* (1985) foram comparados o método da curva limite, a abordagem determinística e a abordagem estocástica baseada em um único modelo periódico auto-regressivo de ordem 1. O estudo envolveu um único reservatório equivalente representando um subsistema (Sul e Sudeste) brasileiro. Os resultados mostraram que, para esse estudo de caso, o desempenho da política de controle em malha fechada foi melhor, e que o desempenho da malha aberta pode depender do sistema hidrelétrico considerado, embora os autores tenham admitido que o trabalho não constituía comparação definitiva entre as abordagens.

Considerando o SIN, Maceira (2003) compara a PDDE com uma abordagem determinística, utilizando os modelos vigentes no SEB. Os resultados obtidos foram favoráveis à abordagem estocástica, contudo a versão determinística testada utiliza séries pré-definidas de vazões que não representam o valor mais provável, ou mesmo uma estimativa idônea das vazões para cada cenário simulado. Esta é uma condição necessária para que políticas baseadas em otimização determinística forneçam soluções com boa sub-otimalidade, além da propriedade de adaptação da solução a cada estágio, obtida com a realimentação, que também não foi implementada.

Outra alternativa, baseada em otimização determinística, consiste na representação da estocasticidade do problema de planejamento energético por um conjunto de possíveis cenários futuros. Este tipo de abordagem é conhecido como análise de cenários (Dembo *et al.*, 1990; Dembo, 1991; Alvarez *et al.*, 1994; Mulvey e Ruszczyński, 1995; Escudero *et al.*, 1996) e

mostra-se muito interessante não apenas para o estabelecimento de regras operativas, mas também como metodologia para análise de riscos associados à solução, dada a natureza estocástica do problema.

1.3 Metodologia em Vigor no Setor Elétrico Brasileiro

Devido a sua complexidade, a coordenação da operação de um sistema hidrotérmico é frequentemente determinada por meio de um conjunto de modelos acoplados, considerando diferentes horizontes de planejamento, com objetivos e restrições particulares de cada etapa. Nesta cadeia de modelos, à medida que o horizonte de planejamento diminui a representação das características do sistema elétrico aumenta e a representação das incertezas diminui.

Na Figura 2, mostra-se um esquema da cadeia de coordenação hidrotérmica utilizada pelo SEB. Nesta cadeia, propõe-se a divisão do planejamento em três etapas, ressaltando-se que o acoplamento entre elas é feito por estimativas do custo futuro da operação.

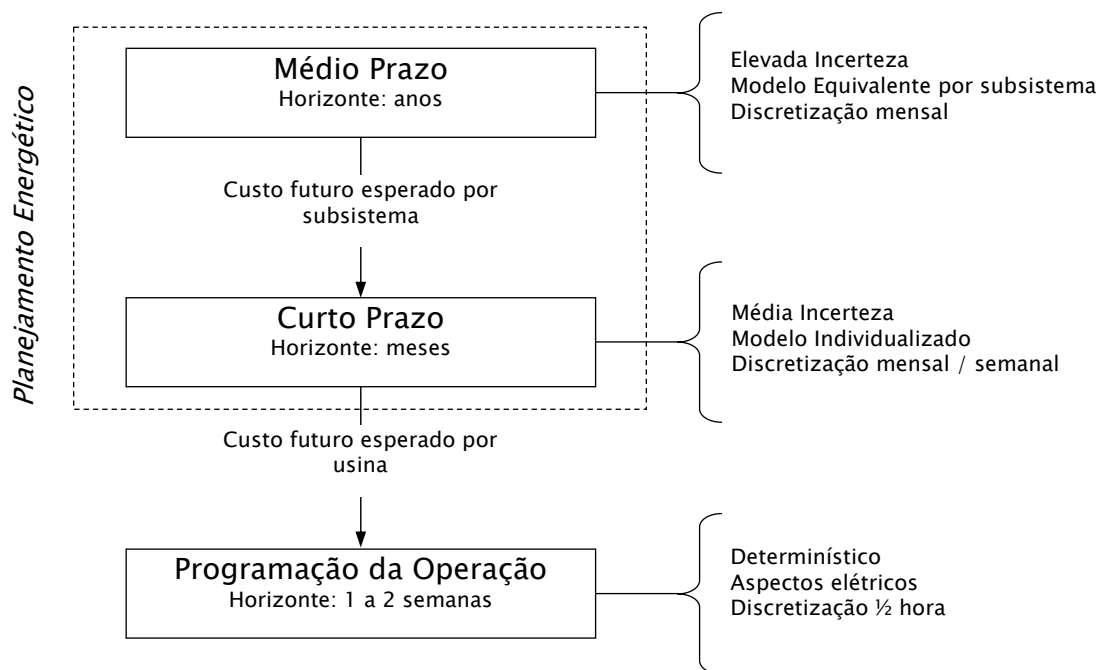


Figura 2: Esquema da cadeia de coordenação hidrotérmica da operação do SEB.

O planejamento da operação engloba as etapas de médio e curto prazo, em que aspectos hidráulicos e estocásticos do problema são considerados com maior relevância.

No planejamento de médio prazo, considera-se uma discretização mensal que abrange um horizonte de alguns anos à frente. Como o grau de incerteza das vazões é alto, considera-se importante o uso de modelos estocásticos. Entretanto, a representação individualizada das usinas hidrelétricas e a consideração estocástica das aflúências, em um único modelo matemático, tornam-se extremamente difíceis.

O modelo em uso atualmente pelo setor, denominado NEWAVE, é estocástico e utiliza PDDE (Pereira, 1989) para determinar a política operativa que minimiza o custo esperado da operação para um horizonte de planejamento de até cinco anos. Esse modelo também é utilizado para realizar simulações da operação do sistema com até 2000 séries sintéticas de energias afluentes. É utilizada a abordagem de sistemas equivalentes em que o conjunto de usinas hidrelétricas pertencentes a um mesmo subsistema é agregado em um único reservatório equivalente e o sistema de geração termelétrica é representado por classes, de acordo com seus custos e valores de geração mínima e máxima. Como resultado, o modelo fornece uma função de custo futuro que é acoplada ao modelo de curto prazo no final do horizonte de planejamento (Rodrigues *et al.*, 2001), este responsável pela desagregação dos subsistemas a usinas individualizadas.

O planejamento de curto prazo abrange um horizonte de alguns meses e, como o grau de incerteza das vazões é menor que no médio prazo, o problema é tratado de forma determinística. A solução consiste em decisões de operação individualizadas, considerando o acoplamento hidráulico e as possíveis diversidades hidrológicas entre os rios.

No modelo utilizado pelo setor, chamado DECOMP (Costa *et al.*, 1994), as usinas hidrelétricas são representadas individualmente e o cálculo da política operativa utiliza PDDE, considerando a função de custo futuro fornecida pelo modelo de médio prazo. O horizonte de planejamento é de dois meses com discretização semanal para o primeiro mês, utilizando aflúências determinísticas fornecidas por um modelo de previsão de vazões, e considerando cenários de aflúências para o segundo mês. Novamente uma função de custo futuro é obtida e utilizada para acoplar este modelo ao de programação da operação.

Paralelamente a estes, um modelo de simulação/otimização a usinas individualizadas está atualmente em processo de revisão e avaliação para sua adoção definitiva pelo SEB. O modelo SUIISHI-O (CEPEL, 2007) acopla-se ao modelo NEWAVE através de suas funções de

custo futuro e, portanto, pode ser usado para desagregar sua solução a usinas individualizadas. Seu módulo de otimização do balanço hidrotérmico entre subsistemas tem como objetivo definir as metas de geração hidráulica para cada subsistema. Isto é feito mediante a solução de um problema de programação linear (PL), cuja função objetivo é a soma do custo presente com o custo futuro, sujeito às restrições de balanço hídrico, atendimento à demanda, armazenamento máximo, geração hidráulica máxima e também à função de custo futuro, proveniente do modelo NEWAVE. O módulo de simulação a usinas individualizadas tem a finalidade de operar as usinas dos subsistemas atendendo a geração hidráulica definida no módulo de otimização, seguindo faixas operativas estabelecidas para os reservatórios de acumulação das usinas hidrelétricas.

A programação da operação engloba a etapa de curtíssimo prazo, na qual as restrições vindas da operação elétrica do sistema são consideradas com maior relevância. O horizonte utilizado é de até duas semanas, e o objetivo é determinar o despacho ótimo horário de geração para o sistema hidrotérmico, de modo a minimizar o custo total de operação no período de planejamento. Como o horizonte é pequeno, os valores de afluências são considerados conhecidos e todos os aspectos energéticos, hidráulicos e, sobretudo, elétricos devem ser considerados.

Atualmente em processo de avaliação, o SEB utiliza um modelo baseado em Programação Dinâmica Dual Determinística (PDDD), denominado DESSEM, em um horizonte de duas semanas, com discretização semi-horária na primeira e horária na segunda, considerando, ao final desse período, a função de custo futuro calculada pelo modelo de curto prazo. Tal modelo tem como meta representar com detalhes as restrições de usinas hidrelétricas e térmicas. A transmissão pode ser modelada por uma representação linearizada da rede elétrica ou apenas pelos limites de intercâmbio entre os subsistemas (Rodrigues *et al.*, 2001).

O foco desse trabalho é o planejamento da operação e uma proposta alternativa à metodologia estocástica aqui descrita será apresentada no capítulo seguinte.

CAPÍTULO 2

METODOLOGIA PROPOSTA

Este capítulo apresenta a política operativa proposta para o planejamento da operação energética, denominada ODIN, baseada em uma técnica de controle preditivo determinístico. Essa política está fundamentada na utilização de três modelos, que também serão detalhados nesse capítulo: modelo de otimização não linear, modelo de previsão de vazões e modelo de simulação a usinas individualizadas.

2.1 Política Operativa baseada em Controle Preditivo

A estratégia de operação de um sistema hidrotérmico, ao longo do período de planejamento, é definida por uma política operativa. No médio prazo, ela estabelece as metas mensais de vazão turbinada de que cada usina hidrelétrica (UHE) no sistema irá dispor para dar sequência ao planejamento de curto prazo. Em tempo de simulação, uma política operativa é dita real se não faz uso das informações das quais não disporia no tempo real da operação. Por exemplo, no início de um dado mês, não se conhecem as vazões afluentes que chegarão durante aquele mês, de forma que é preciso programar-se desprezando essa informação, ou utilizando valores esperados.

A escolha da política operativa remete principalmente aos objetivos que se deseja atingir no horizonte de planejamento. É uma decisão estratégica uma vez que as decisões geradas pelas políticas operativas de médio prazo servirão de meta para o curto prazo, que por sua vez alimentará outros modelos na cadeia de coordenação. Além disso, uma política operativa econômica e confiável é fundamental para a utilização efetiva dos recursos

energéticos e a garantia de suprimento de energia no futuro, o que por sua vez pode ser um diferencial econômico para o país.

Abordagens estocásticas são, de modo geral, mais indicadas na literatura e aquelas baseadas em programação dinâmica têm sido amplamente utilizadas para o planejamento ótimo da operação de sistemas hidrotérmicos em vários países (Labadie, 2004), principalmente por sua capacidade de lidar com objetivos não lineares e restrições complexas, garantindo a obtenção de soluções ótimas (Bertsekas, 1987).

Entretanto, em muitos problemas práticos, conforme mencionado no capítulo anterior, a aplicação da técnica de programação dinâmica na busca de uma solução em malha fechada pode ser computacionalmente impraticável devido à dimensão do problema de otimização resultante. Dessa forma, uma boa opção é o uso de abordagens determinísticas para a otimização, baseadas em algum tipo de representação dos dados incertos do problema. Nessa abordagem, dita de malha aberta, as decisões são tomadas a cada instante de tempo, aproveitando informações passadas recentes.

Num contexto de planejamento a usinas individualizadas, no qual as particularidades e restrições de cada UHE são explicitamente representadas e tratadas individualmente, foi desenvolvida uma política operativa baseada em uma técnica muito difundida na área de controle ótimo.

O modelo proposto, denominado ODIN (Otimização do Despacho Interligado Nacional) fundamenta-se na combinação de um modelo de otimização determinística a usinas individualizadas alimentado por um modelo estocástico de previsão de vazões. A composição desses dois modelos permite criar uma política operativa de malha aberta para o planejamento da operação do sistema hidrotérmico cujo desempenho mostrou-se semelhante ao da programação dinâmica estocástica, para sistemas com uma única usina hidrelétrica, considerando um modelo periódico auto-regressivo de ordem um para as vazões (Martinez e Soares, 2002).

ODIN é uma política operacional baseada em um processo adaptativo de tomada de decisões onde, a cada estágio de tempo, as decisões (turbinagens) são determinadas pelo modelo de otimização não linear a usinas individualizadas alimentado com uma previsão das

vazões para certo período futuro. O procedimento de previsão/otimização é repetido a cada estágio do horizonte de planejamento visando minimizar os desvios na trajetória ótima dos reservatórios das usinas provocados pelos erros entre os valores previstos e verificados das vazões.

Um esquema da operação segundo essa política pode ser visto na Figura 3, para um dado instante de tempo t .

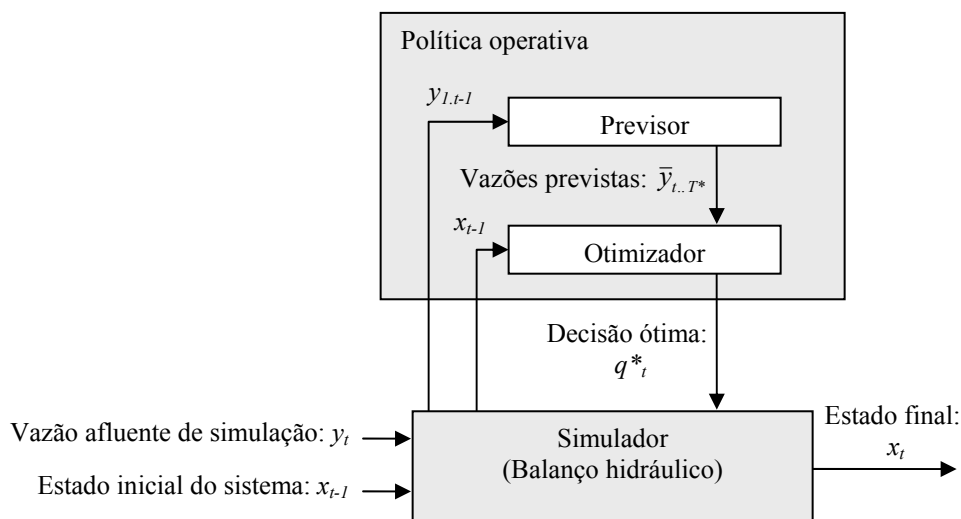


Figura 3: Diagrama esquemático da política operativa ODIN.

Para cada estágio t de planejamento, o estado do sistema é observado e utilizado como condição inicial para a resolução de um problema de otimização determinística, para um dado horizonte de otimização $[t, T^*]$. Essa otimização tem como base os valores previstos dos parâmetros incertos do sistema $\bar{y}_{l..T^*}$, ao longo do horizonte de otimização e apenas a solução ótima do primeiro estágio q_t^* é selecionada para atuar no sistema e submetida ao simulador. No estágio seguinte, $t+1$, o novo estado do sistema é observado e a previsão das incertezas é atualizada, considerando as últimas informações disponíveis no sistema. Esse procedimento de previsão/otimização é repetido até o fim do horizonte de planejamento, estágio T .

Para definir o horizonte de otimização, alguns pontos tiveram que ser observados. Para uma simulação com T estágios, T otimizações serão realizadas, de modo que quanto maior o horizonte de otimização maior é o tempo computacional para obter a resposta. Além disso, os métodos de previsão de vazões tendem a perder qualidade ao preverem muitos períodos à

frente. Entretanto, num horizonte muito pequeno, as condições de contorno poderiam influenciar negativamente os resultados da otimização.

Dessa forma, optou-se por um período de otimização com tamanho variável, entre 12 e 23 meses, incluindo a próxima estação chuvosa, adotando uma condição de reservatórios cheios ao final desse período. Esta decisão baseia-se na observação de diversas soluções obtidas por otimização determinística, que mostram que frequentemente os reservatórios deveriam encontrar-se cheios ao final do mês de abril, que marca o início da estação seca na maioria das bacias hidrográficas brasileiras (Martinez e Soares, 2002). Esse comportamento está relacionado à dimensão dos reservatórios brasileiros e sua capacidade de regularização plurianual.

Isso significa que o horizonte de otimização é variável, dependendo do estágio corrente de planejamento. Como a estação de seca começa em maio na maioria das regiões brasileiras, adota-se um horizonte de otimização que termina em abril com reservatórios de acumulação nos níveis máximos. Então, para um dado estágio de simulação correspondendo ao mês de setembro, por exemplo, o horizonte de otimização T^* será de 20 meses.

Sendo baseada em um modelo determinístico de otimização, a política ODIN permite a representação do sistema hidráulico em detalhes, considerando cada usina individualmente, com restrições operacionais não lineares, e pode ser diretamente aplicada ao planejamento da operação de sistemas de grande porte sem a necessidade de qualquer simplificação.

Essa idéia não é nova na literatura e prática de controle ótimo. Desde a década de 80 esta técnica já é aplicada para solução de problemas de controle ótimo de processos industriais. Na literatura, modelos utilizando essa abordagem têm recebido uma variedade de nomes diferentes. Muitos destacam a característica do controle com realimentação, como “*Certainty Equivalent Open-Loop Feedback Control*” (Papageorgiou, 1988), “*Deterministic Feedback Control*” (Philbrick e Kitanidis, 1999) e “*Open Loop Feedback Control*” (Martinez, 2001). Mais recentemente, muitos autores têm se referido a esse tipo de técnica como “*Model Predictive Control*” (MPC) (Allgower e Zheng, 2000; Rossiter, 2003, Camacho *et al.*, 2004), destacando o uso de valores previstos para estimar incertezas. Essa terminologia será adotada nesse trabalho.

Philbrick e Kitanidis (1999) alertam que essa metodologia tem limitações, principalmente no que se refere à antecipação de contingências como enchentes ou falta de abastecimento. Entretanto os autores ressaltam que no caso do objetivo ser a geração de energia, essa abordagem pode produzir soluções sub-ótimas de muito boa qualidade. Quando os níveis dos reservatórios são mantidos em valores próximos a seus níveis meta (para fornecer uma altura de queda ótima), as capacidades finitas dos reservatórios podem não restringir significativamente a operação normal, e o desempenho resultante pode ser aproximado por uma função quadrática dos armazenamentos e defluências dos reservatórios. Nessas condições o problema de otimização estocástica pode ser considerado muito próximo do seu equivalente certo.

O princípio da equivalência certa ou “*Certainty Equivalence Principle*” (Bryson e Ho, 1975) estabelece que a lei do controle ótimo para problemas de controle estocásticos tem a mesma estrutura da lei de controle ótimo para o problema determinístico (certamente equivalente) associado. A única diferença é que na lei de controle estocástico as verdadeiras variáveis de estado, desconhecidas, são substituídas por seus valores esperados.

A validade desse princípio leva ao chamado teorema da separação, que estabelece a conclusão de que o estimador (previsor) e o controlador (otimizador) podem ser modelados independentemente.

O princípio da equivalência certa foi inicialmente provado para sistemas LQG (Joseph & Tau, 1961; Gunckel e Franklin, 1963), determinando que esse processo de otimização da previsão estatística e da decisão do sistema separadamente é capaz de fornecer uma política ótima de decisão em problemas de tempo discreto cuja função de transição é linear em relação à incerteza considerada e a função de custo é quadrática, assumindo as variáveis de controle ilimitadas bem como ruído e perturbação gaussianos na variável aleatória.

Também foi estabelecido que para sistemas lineares em tempo discreto com variáveis de controle limitadas e com padrão de informação estritamente clássico (histórico de todas as medidas e controles anteriores), a distribuição de probabilidades condicional do estado estimado é independente da formulação de controle ótimo (Sriebel, 1965).

Para outros casos lineares com diferentes estatísticas também foi possível provar a validade do princípio da equivalência certa (Root, 1969; Tse e Bar Shalom, 1975). Entretanto, para muitos problemas práticos o princípio da equivalência certa não pode ser provado.

Exceto para casos em que o controle em malha fechada afeta a estimação das incertezas envolvidas, violando claramente o teorema da separação, é necessário estudar e testar a aplicação dessa técnica a cada tipo de problema, avaliando se a solução sub-ótima fornecida é de boa qualidade.

A seguir serão descritos os três modelos utilizados para compor a abordagem MPC para o planejamento da operação energética.

2.2 Modelo de Otimização

A operação energética de um sistema hidrotérmico de potência pode ser formulada como um problema de otimização não linear a usinas individualizadas, cuja versão determinística tem a seguinte representação matemática:

Objetivo:

$$\min \sum_{t=1}^T \left[\lambda_t \cdot \sum_{j=1}^J \psi_j(z_{j,t}) \right] \quad (2-1)$$

Sujeito a:

$$z_t + p_t = D_t \quad \forall t \quad (2-2)$$

$$z_t = \sum_{j=1}^J z_{j,t} \quad \forall t \quad (2-3)$$

$$Z_j^{\min} \leq z_{j,t} \leq Z_j^{\max} \quad \forall j, t \quad (2-4)$$

$$p_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (2-5)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} \quad \forall i, t \quad (2-6)$$

$$h_{i,t} = hf_i(x_{i,t}^{med}) - ht_i(u_{i,t}) - hp_i(q_{i,t}) \quad \forall i, t \quad (2-7)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad \forall i,t \quad (2-8)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \cdot \gamma \quad \forall i,t \quad (2-9)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i,t \quad (2-10)$$

$$x_{i,t}^{\min} \leq x_{i,t} \leq x_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (2-11)$$

$$u_{i,t}^{\min} \leq u_{i,t} \leq u_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (2-12)$$

$$q_{i,t}^{\min} \leq q_{i,t} \leq q_{i,t}^{\max}(h_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (2-13)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \text{ e } x_{i,0} \text{ dados} \quad \forall i,t \quad (2-14)$$

em que:

T : número de estágios de tempo t ;

I : número de usinas hidrelétricas do sistema;

J : número de usinas termelétricas do sistema;

(i, t) : válido para a usina i durante o estágio t

λ_t : coeficiente de atualização dos custos mensais para valor presente;

$\psi_j(\cdot)$: função de custo de geração termelétrica [\\$];

$z_{j,t}$: geração da usina termelétrica [MW];

$p_{i,t}$: geração da usina hidrelétrica [MW];

k_i : constante de produtibilidade específica [MW/m³/s/m];

D_t : mercado [MW];

Z_j^{\max} : geração máxima da usina termelétrica [MW];

Z_j^{\min} : geração mínima da usina termelétrica [MW];

$x_{i,t}$: volume do reservatório no final do estágio [hm³];

$h_{i,t}$: altura de queda líquida do reservatório[m];

$x_{i,t}^{\max}$: volume máximo do reservatório [hm³];

$x_{i,t}^{\min}$: volume mínimo do reservatório [hm³];

$u_{i,t}$: vazão defluente do reservatório [m³/s];

$q_{i,t}$: vazão turbinada do reservatório [m³/s];

$v_{i,t}$: vazão vertida do reservatório [m³/s];

$y_{i,t}$: vazão incremental afluyente do reservatório [m^3/s];

$hf_i(x)$: função que descreve a cota de montante do reservatório (*forebay*)[m];

$ht_i(u)$: função que descreve a cota de jusante da usina (*tailrace*)[m];

$hp_i(u)$: função que descreve a perda hidráulica da usina [m];

γ : parâmetro de conversão de vazão (m^3/s) em volume ($\text{hm}^3/\text{mês}$);

Ω_i : conjunto das usinas imediatamente à montante da usina i .

Os limites operativos de volume e vazão defluente dos reservatórios foram indexados no tempo para permitir a consideração de restrições de usos múltiplos da água. O limite mínimo de operação de um reservatório pode variar no tempo em função, por exemplo, do uso do reservatório para fins de navegação, abastecimento de água, irrigação e recreação. O limite máximo de operação pode variar no tempo em função de restrições de controle e segurança de barragens e controle de cheias (volume de espera).

O custo operacional $\psi_j(\cdot)$ representa o custo de geração térmica complementar realizada por uma usina térmica j . Os custos associados à importação de mercados vizinhos e ao não suprimento de energia (déficit ou racionamento) podem ser modelados de modo semelhante. O custo associado à geração hidrelétrica é, geralmente, muito baixo em relação ao custo da geração termelétrica e foi desprezado nesse modelo. O coeficiente λ_t representa a atualização para valor presente dos custos mensais de complementação não hidráulica, sendo dependente da taxa de juros adotada.

A geração hidrelétrica $p_{i,t}$ em cada usina i no estágio de tempo t é representada pela equação (2-6), sendo essa uma função não linear do volume de água armazenado no reservatório $x_{i,t}$ e das vazões turbinada $q_{i,t}$ e vertida $v_{i,t}$ da usina. A equação (2-9) representa o balanço de conservação de água nos reservatórios.

A variável de decisão é a turbinagem $q_{i,t}$. A variável de vertimento $v_{i,t}$ será calculada durante a simulação como um excesso sobre a turbinagem máxima, necessário para manter a factibilidade do sistema quando o reservatório encontra-se cheio. Em outras palavras, o vertimento não é uma variável de decisão, mas pode ser considerada uma variável de folga, uma vez que só será diferente de zero se não houver meios de armazenar ou turbinar mais água.

A cota de montante $hf(x)$ e a cota de jusante $ht(u)$ são funções representadas por polinômios de até quarto grau em função do volume absoluto e da vazão defluente, respectivamente. A função de perda de carga hidráulica $hp(q)$ é uma função quadrática da vazão turbinada e representa a perda, em metros, associada ao atrito entre a água e as paredes da tubulação de adução, considerando a viscosidade da água.

Na Figura 4 ilustram-se as principais variáveis hidráulicas do modelo.

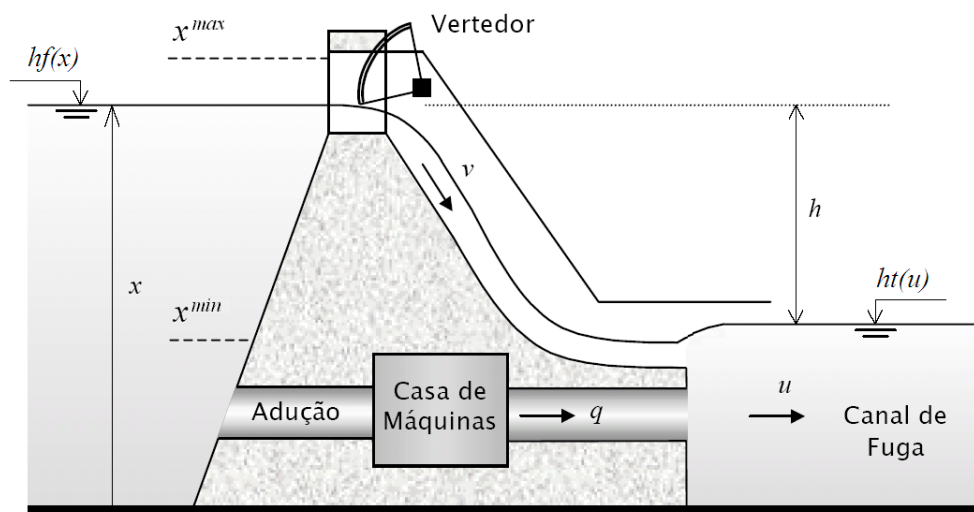


Figura 4: Esquema de variáveis hidráulicas do modelo.

2.2.1 Decomposição do problema

A formulação apresentada para o problema engloba os sistemas hidrelétrico e termelétrico de geração. Porém, com exceção da equação (2-2), os problemas seriam independentes uma vez que a função objetivo e as restrições poderiam ser separadas em duas partes, uma abordando o sistema hidrelétrico e outra abordando o sistema termelétrico. A equação (2-2) é, portanto, responsável pelo acoplamento dos dois subsistemas.

O problema (2-1)-(2-14) pode, então, ser escrito como:

Objetivo:

$$\min \sum_{t=1}^T [\lambda_t \cdot \Psi(D_t - p_t)]$$

s.a.

(2-5)-(2-14)

} Problema Hidráulico

sendo:

$$\begin{array}{l} \Psi(z_t) = \min \sum_{j=1}^J \psi_j(z_{j,t}) \\ \text{s.a.} \end{array} \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ (2-3)-(2-4) \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{Problema} \\ \text{Térmico} \end{array}$$

A determinação da função $\Psi(z_t)$ requer que o problema térmico seja resolvido para diversos valores de geração do sistema térmico. A solução de cada um destes problemas deve distribuir, entre as usinas termelétricas do sistema, a geração térmica total z_t , de maneira que o custo térmico seja mínimo. Na literatura, este problema recebe o nome de Despacho Econômico Termelétrico (DET) (El-Hawary e Christensen, 1979).

A consequência direta desta nova apresentação da formulação é que o problema hidráulico pode ser resolvido a partir de uma otimização prévia do sistema térmico. Esta otimização deve ser realizada para diversos valores de geração térmica, cobrindo toda a faixa de operação do sistema termelétrico.

O custo operacional $\Psi(\cdot)$ representa o custo mínimo de geração térmica complementar, e pode incluir importação de mercados vizinhos e déficit de energia (acionamento). Como consequência da solução do problema térmico, $\Psi(\cdot)$ é uma função convexa crescente com o aumento de geração complementar z_t e, portanto, decrescente com o aumento de geração hidrelétrica p_t , e dependente da demanda D_t .

A função objetivo do problema hidráulico se apresenta de forma bastante coerente com a realidade dos sistemas hidrotérmicos, pois a otimização dos recursos hidráulicos busca minimizar o custo da complementação térmica no sistema. Dessa forma, quanto maior for o despacho pelo sistema hidrelétrico, menor será a complementação térmica necessária para atender a demanda, e, conseqüentemente, menor o custo da operação.

2.2.2 Técnica de solução

A formulação apresentada foi utilizada por Cicogna (1999) na implementação de um modelo de fluxo em redes com arcos capacitados, denominado HydroMax, que foi utilizado como ferramenta de otimização na política de controle preditivo ODIN.

A solução do problema (2-1)-(2-14), para um dado estado inicial de armazenamento dos reservatórios do sistema, é então obtida por um algoritmo especialmente desenvolvido para aproveitar a estrutura do problema (Carvalho e Soares, 1987; Oliveira e Soares, 1995). Algoritmos de fluxo em redes podem ser até 100 vezes mais eficientes que os algoritmos clássicos de programação linear baseados no método simplex, e têm sido amplamente aplicados para problemas de operação de sistemas hidrotérmicos. Essa técnica permite uma representação mais eficiente da matriz base como uma árvore na rede, simplificando a representação das bases (árvores) e seus procedimentos de mudança pela exploração de uma rede cujos nós representam as usinas hidrelétricas nos estágios de tempo e possuem apenas dois arcos deixando cada nó (armazenamento e defluência).

Na Figura 5 é apresentado um esquema da rede de usinas hidrelétricas e seus arcos de decisão, conforme implementado no modelo HydroMax.

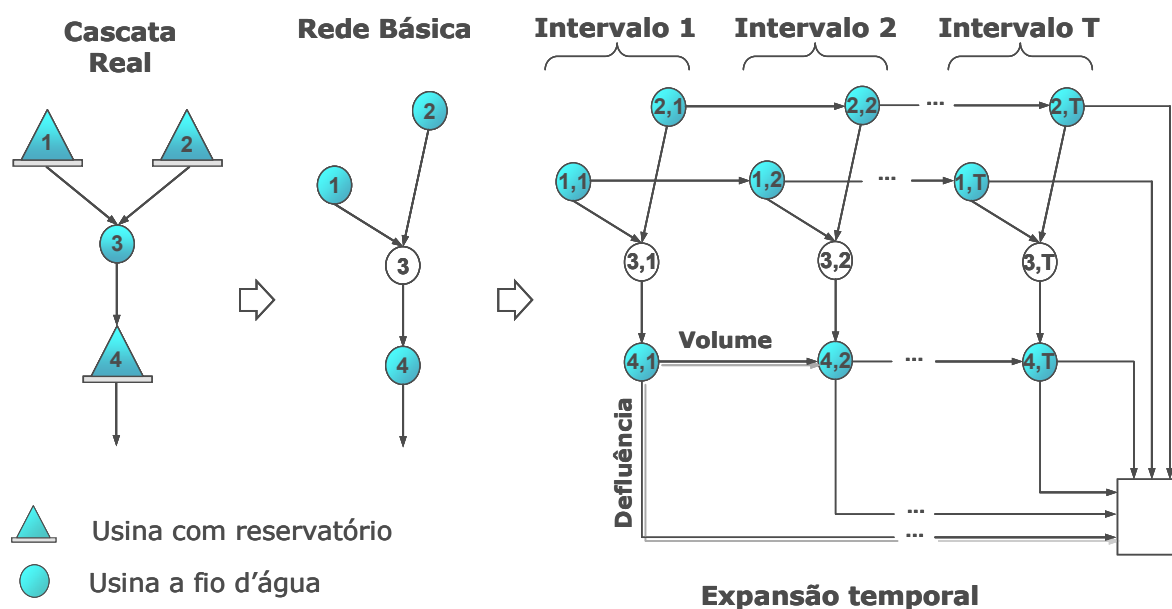


Figura 5: Esquema de estrutura da rede de usinas hidrelétricas no modelo HydroMax.

2.3 Modelo de Previsão de Vazões

No contexto da metodologia de controle preditivo, o método de estimação das incertezas tem um papel fundamental, capaz de determinar a eficácia dessa técnica em aplicações específicas. Conforme mencionado na seção 2.1, é imprescindível que o modelo de previsão forneça estimativas adequadas da variável estocástica, já que o modelo pressupõe o uso do seu valor mais provável.

Uma das principais dificuldades na previsão de séries de vazões é a característica sazonal das séries, que apresentam períodos tipicamente secos e úmidos no ano. Além disso os dados reais podem conter ruídos ou mesmo apresentar contradições e imperfeições. Dessa forma, é necessário que o método de previsão seja tolerante a imprecisão e incerteza a fim de atingir adaptabilidade e robustez.

Os modelos estocásticos foram, por um longo tempo, a alternativa mais comum aos modelos estatísticos ou hidrológicos na análise e previsão de vazões, baseados principalmente na metodologia de Box & Jenkins. Esta metodologia exige algum tipo de manuseio nos dados para tratar a não-estacionariedade ou o uso de modelos periódicos, necessitando de uma complexa formulação teórica para os procedimentos estatísticos.

Tradicionalmente a classe de modelos Auto-Regressivo com Médias Móveis (Auto-Regressive Moving Average – ARMA) tem sido o método estatístico mais amplamente utilizado para a modelagem de séries temporais de recursos hídricos, sendo utilizado pelo SEB para fornecer previsões mensais de vazões (Sales e Vieira, 1984).

2.3.1 Previsor estatístico

Uma forma simplificada de se estimar o valor esperado em uma série é o uso de parâmetros estatísticos como média e mediana. Trata-se do mais simples dos previsores, aquele que considera a média dos valores passados da série como seu valor mais representativo.

O primeiro método de previsão utilizado na metodologia proposta considera então os valores mensais da Média de Longo Termo (MLT). Dessa forma, o previsor fornece um valor determinístico que depende apenas do mês em questão. Este método é prático e simples, mas

não agrega ao modelo um tratamento estocástico implícito para as variáveis incertas. Além disso, como o valor previsto para um dado mês é invariante, a realimentação não surte o efeito de minimizar os erros de previsão.

Dessa forma, com o uso deste previsor espera-se que a metodologia proposta forneça resultados razoáveis, uma vez que o valor médio é, em geral, uma boa representação de um conjunto de valores, mas que tais resultados sejam facilmente superados com a utilização de métodos de previsão mais especializados para a previsão de vazões.

2.3.2 Previsor baseado em inteligência computacional

A estocasticidade dos fenômenos hidrológicos somada aos possíveis erros de mensuração, comuns na maioria de procedimentos de coleta de dados, e outros fatores externos, tornam a modelagem e a previsão das vazões afluentes uma tarefa difícil, levando a resultados insatisfatórios ou pouco adequados. Logo, faz-se necessário utilizar modelos capazes de lidar com as incertezas inerentes ao problema abordado, e que possuam capacidade de adaptação a possíveis mudanças no processo. Nesse sentido, as Redes Neurais Artificiais (RNA), os sistemas nebulosos (fuzzy) e modelos neurais-nebulosos (neurofuzzy) mostram-se como ferramentas interessantes na construção de modelos de previsão de vazões, uma vez que estas ferramentas possuem as características requeridas.

Diversas abordagens neurais e nebulosas vêm sendo fortemente utilizadas para fins de previsão de séries temporais, tendo como objetivo aproveitar as dependências lineares e não lineares entre as variáveis de entrada e saída, como uma maneira de extrair a maior quantidade de informação possível a partir dessas variáveis e obter assim, modelos de séries temporais mais eficientes. Estes modelos vêm mostrando resultados bastante promissores quando utilizados na modelagem e previsão de séries temporais, sendo estes aplicados nas mais diversas áreas como economia, física, engenharia (Nie, 1997) e recursos hídricos (Zealand *et al.*, 1999, Luna *et al.*, 2005).

Os modelos baseados em inteligência computacional tornaram-se alternativas atraentes para o estudo das séries temporais, devido a sua capacidade de tratar as incertezas que podem estar presentes nos dados, a capacidade de realizar mapeamentos não lineares, assim como a adaptação a possíveis mudanças na dinâmica da série quando se trata de modelos adaptativos.

Uma abordagem que tem se mostrado bastante promissora resulta da união das RNAs com teoria de conjuntos e inferência nebulosa, adicionando às vantagens já mencionadas das redes neurais, a ampla capacidade de representação do conhecimento e raciocínio da lógica nebulosa. De fato, estratégias baseadas em sistemas híbridos, como a Rede Neural Nebulosa (RNN) (Gomide *et al.*, 1995) e Sistema de Inferência Nebulosa (Fuzzy Inference System - FIS) (Pedricz, 1993; Takagi e Sugeno, 1985) provaram sua eficiência na solução de problemas de previsão de séries temporais, em especial, de previsão de série de vazões (Atiya *et al.*, 1999; Ballini, 1998; 2000; Solomatine e Siek, 2006; Luna *et al.*, 2007)

Dois previsores baseados em redes neurais e lógica nebulosa foram utilizados para compor a metodologia MPC proposta, um baseado em RNN e outro em FIS. Em ambas o processo de treinamento dos modelos é feito previamente, por posto de vazão. O procedimento adotado para o ajuste dos modelos de previsão consiste na utilização do histórico disponível para a construção de padrões de entrada-saída. As entradas são compostas por atrasos da própria série, os quais são escolhidos utilizando o Critério de Informação Bayesiano (BIC). Após o pré-processamento dos dados, os modelos são ajustados utilizando os respectivos algoritmos de aprendizado.

Este procedimento é realizado antes do processo de simulação, durante o qual, a cada estágio do planejamento, apenas são fornecidas as entradas (vazões passadas) e uma estimativa para a vazão afluyente em um dado horizonte é solicitada ao modelo de previsão ajustado. As estruturas dos modelos RNN e FIS, assim como os algoritmos de aprendizado utilizados são descritos a seguir.

Previsor por redes neurais nebulosas

A rede RNN utilizada neste trabalho foi desenvolvida por Ballini (2000) e utiliza um processo adaptativo no treinamento das redes. Dessa forma, os parâmetros essenciais para a modelagem do sistema nebuloso, tais como as regras nebulosas e as funções de pertinência, são ajustados através de um método de aprendizado construtivo que adiciona neurônios à estrutura da rede à medida que um novo conhecimento se faz necessário.

A estrutura da rede, que apresenta uma arquitetura não recorrente com 5 camadas, pode ser vista no esquema da Figura 6.

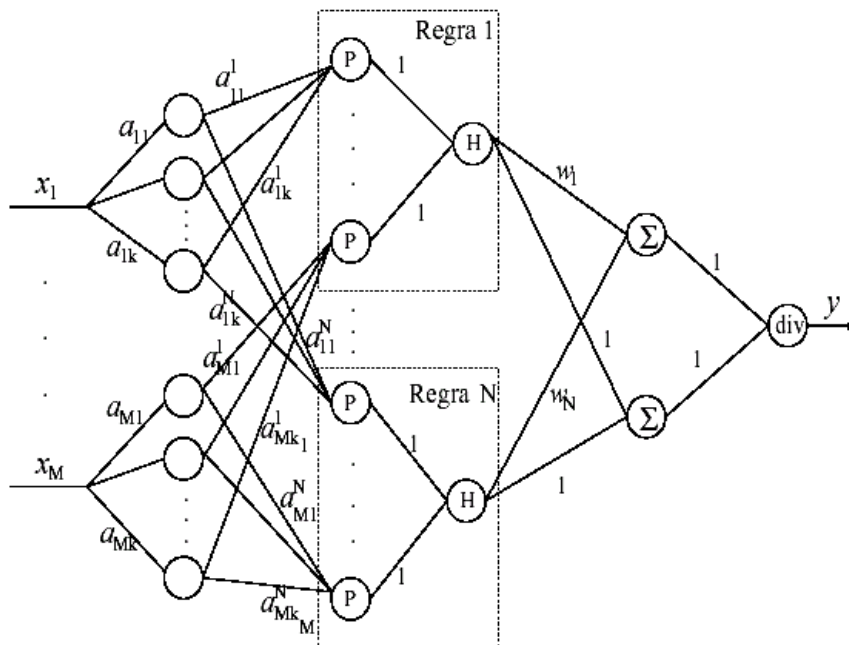


Figura 6: Rede Neural Nebulosa.

A rede RNN codifica na sua estrutura neural uma base de regras na forma de sentenças do tipo “Se um conjunto de condições é satisfeito Então um conjunto de consequentes é inferido”.

Um esquema da definição dessas regras encontra-se na Tabela 1, sendo que: $x_j, j=1, \dots, M$ é uma variável nebulosa e M é o número de entradas; A_j e A_j^i são conjuntos nebulosos representados por funções de pertinência sendo N o número de regras nebulosas; y é uma variável real e w_i é uma constante, ambas definidas no espaço de saída. Os valores de $w_i(x) = w_i$ representam os pesos sinápticos correspondentes aos consequentes das regras nebulosas.

Tabela 1: Base de Regras Nebulosas

Entradas:	$x_1 \text{ é } A_1 \text{ e } \dots \text{ e } x_M \text{ é } A_M$
Regras:	$Se \ x_1 \text{ é } A_1^1 \text{ e } \dots \text{ e } x_M \text{ é } A_M^1 \text{ Então } y \text{ é } w_1$ $Se \ x_1 \text{ é } A_1^i \text{ e } \dots \text{ e } x_M \text{ é } A_M^i \text{ Então } y \text{ é } w_i$ $Se \ x_1 \text{ é } A_1^N \text{ e } \dots \text{ e } x_M \text{ é } A_M^N \text{ Então } y \text{ é } w_N$
Saída:	$y = y(x)$

A primeira camada da rede processa as variáveis de entrada conforme a equação (2-15).

$$a_{j_k} = \begin{cases} 1, & \text{se } x_j \in (x_{j_{k_l}}, x_{j_{k_r}}] \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2-15)$$

Assim, o valor numérico da saída y é determinado por uma sequência de três estágios de processamento, como segue:

1. *Comparação*: Realizada na segunda camada. Para cada regra $i = 1, \dots, N$ e para cada antecedente $j = 1, \dots, M$ calcula-se a medida de possibilidade P_j^i entre os conjuntos fuzzy A_j e A_j^i , da seguinte forma:

$$P_j^i(x) = S_k \{ T (A_j(x), A_j^i(x)) \} \quad (2-16)$$

onde S e T são operadores lógicos, correspondentes a uma s -norma e uma t -norma, respectivamente, e $x = (x_1, \dots, x_j, \dots, x_M)'$ é o vetor de entrada.

2. *Agregação dos Antecedentes*: Realizada na terceira camada. Para cada regra $i = 1, \dots, N$ agregam-se os valores de cada um dos antecedentes, através de uma t -norma. O resultado desta agregação é chamado de nível de ativação H^i , definido por:

$$H^i(x) = T_j \{ P_j^i(x) \} \quad (2-17)$$

onde a notação $T_j(\cdot, \cdot)$ é a aplicação da norma T para todo $j = 1, \dots, M$ relativo ao vetor de entrada x .

3. *Agregação das Regras*: Realizada na quarta e quinta camadas. A saída y do sistema de inferência codificada na última camada da rede é realizada através de uma média ponderada entre os consequentes e os níveis de ativação calculados em (2-17) para cada regra, dada por:

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^N H^i(x) w_i}{\sum_{i=1}^N H^i(x)} \quad (2-18)$$

A estratégia de aprendizagem da RNN divide-se em duas fases. A primeira fase corresponde à aprendizagem não supervisionada, ou seja, a aprendizagem processa-se sem que as saídas sejam fornecidas, envolvendo somente uma parte da arquitetura, mais especificamente a segunda camada. Nesta fase, a rede aprende as funções de pertinência dos antecedentes das regras fuzzy enquanto ajusta os pesos sinápticos associados a esta camada. O método utilizado durante esta etapa é do tipo competitivo, baseado nas redes do tipo Kohonen (Kohonen, 1997). A segunda fase adota um método supervisionado, baseado no método do gradiente para aprendizagem dos consequentes das regras, e envolve apenas o ajuste dos pesos da quarta camada.

O algoritmo de aprendizagem capacita a RNN a adquirir novos conhecimentos codificando novas regras nebulosas em sua estrutura, alterando a arquitetura da rede. Portanto, o número de regras nebulosas codificadas pela rede, correspondente ao número de grupos de neurônios na segunda camada, não é constante, ou seja, $N=N(t)$.

Essa abordagem se mostrou mais eficiente na previsão de vazões mensais do que modelos RNA clássicos (Ballini *et al.*, 2000) e métodos ARMA (Ballini *et al.*, 2001). Uma descrição completa do algoritmo de aprendizado, assim como outros detalhes referentes à estrutura da RNN, encontra-se em Ballini (2000).

Previsor por sistemas de inferência nebulosa

O modelo utilizado nesse trabalho foi desenvolvido por Luna (2007) e utilizado no processo de inicialização de um modelo construtivo para previsão de séries temporais.

Um sistema nebuloso é essencialmente um sistema baseado em regras linguísticas do tipo “se-então”. Estas regras são as responsáveis por representar o conhecimento adquirido pelo especialista, ou extraído de dados na forma de variáveis de entrada e saída ao sistema.

Geralmente, sistemas baseados em regras nebulosas do tipo *se-então* são compostos por um mecanismo de inferência nebulosa, uma base de regras e um *defuzzyficador*, o qual é o responsável pelo processamento das saídas locais de cada uma das regras nebulosas (Luna *et al.*, 2003). Já o mecanismo de inferência é encarregado de mapear a transformação nebulosa do espaço de entrada para o espaço de saída utilizando, por sua vez, a base de regras que compõe o sistema.

Existem diversas abordagens para a construção de sistemas baseados em regras nebulosas. O modelo FIS aplicado neste trabalho para a previsão das séries de vazões é baseado no sistema nebuloso Takagi-Sugeno (TS) (Takagi e Sugeno, 1985). A estrutura geral adotada para o FIS é esboçada na Figura 7, onde $x^t = [x_1^t, x_2^t, \dots, x_p^t] \in R^p$ é o vetor de entradas no estágio t e $\hat{y}^t \in R$ é a saída do modelo para a entrada x^t . Os consequentes fornecem as saídas das regras nebulosas representadas por y_i^t , $i=1, \dots, M$, sendo M o número de regras nebulosas codificadas no FIS.

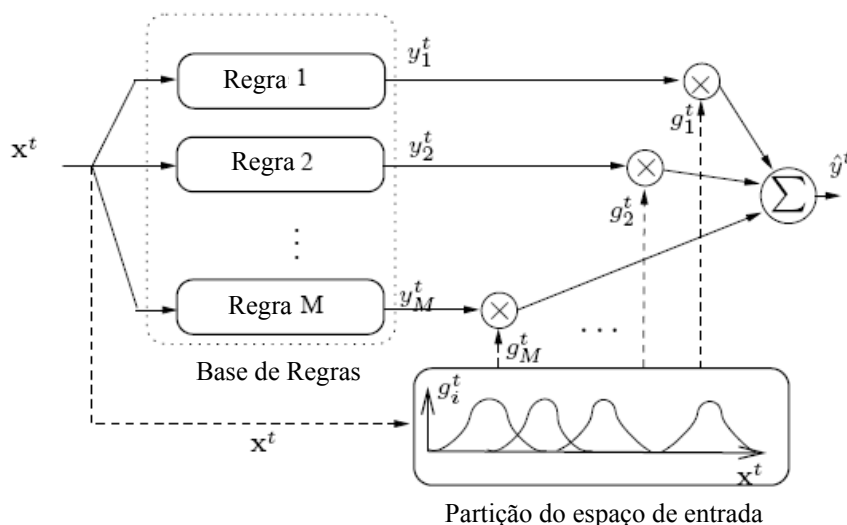


Figura 7: Esquema do Sistema de Inferência Nebulosa.

O espaço de entrada é particionado em M sub-regiões, cada uma destas representada por uma regra nebulosa R_i , $i=1, \dots, M$. Cada padrão de entrada terá um certo grau de pertinência em relação a cada partição do espaço de entrada, calculado a partir de funções de pertinência

Gaussianas $g_i(x^t) = g_i^t$, que dependem fortemente dos seus centros e matrizes de covariância associadas à partição nebulosa e às funções de pertinência. Dessa forma, a saída do modelo \hat{y}^t , representando o valor previsto para um estágio futuro, é calculada pela média ponderada não linear das saídas locais y_i^t e seu respectivo grau de pertinência g_i^t , de acordo com a seguinte equação:

$$\hat{y}^t = \sum_{i=1}^M g_i^t \times y_i^t \quad (2-19)$$

Neste caso, os consequentes das regras nebulosas foram definidos como modelos lineares, de forma que $y_i^t = \theta_i \times x^t$. O número de regras codificadas no modelo é definido usando um algoritmo de agrupamento não supervisionado (*Subtractive Clustering* algorithm) (Chiu, 1994) e os parâmetros finais do modelo, tais como os parâmetros de dispersão, centros e coeficientes para os modelos locais, foram ajustados *offline* usando um algoritmo de Maximização da Verossimilhança (Expectation Maximization - EM) (Jacobs *et al.*, 1991).

2.4 Modelo de Simulação

Na estratégia MPC não existe uma solução fechada para o problema, de modo que a solução é construída a cada estágio em que uma decisão faz-se necessária. É no modelo de simulação que se dá a composição da solução do planejamento energético da operação. Neste trabalho utilizou-se um modelo de simulação a usinas individualizadas, denominado HYDROSIM, já utilizado em outros trabalhos (Cicogna, 2003; Zambelli, 2006). O projeto e a implementação desse simulador tiveram o cuidado de generalizar a política operacional utilizada na simulação hidrotérmica, obtendo como principal resultado um simulador capaz de avaliar e comparar diferentes políticas operacionais.

O HYDROSIM LP faz parte da coleção de ferramentas do sistema computacional HYDROLAB, plataforma base à qual foram agregadas as inovações deste trabalho. Esse módulo foi inicialmente idealizado como um modelo de simulação da operação de usinas hidrelétricas num horizonte de discretização mensal, utilizando séries históricas de vazões afluentes. Destaca-se a verificação das condições de operação do sistema gerador frente a um grande conjunto de restrições, tais como: atendimento da demanda, limites operativos de

reservatórios e usinas, usos múltiplos da água, manutenção e falhas na operação das usinas e restrições hidrológicas como, por exemplo, o fenômeno de evaporação na superfície dos reservatórios.

A cada estágio da simulação, a solução fornecida pela política operativa é aplicada ao sistema considerando as condições de simulação, diga-se série de vazões de simulação.

A aplicação de uma decisão baseia-se no cálculo do balanço de massa de água dos reservatórios, chamado de *balanço hidráulico*. Para esse cálculo é necessário considerar os dados que aumentam o armazenamento, como por exemplo, a vazão incremental, e os dados que reduzem armazenamento, como as perdas por evaporação. Depois de realizado o balanço de massas, segue-se o procedimento de cálculo que verifica a existência de alguma violação das restrições operativas, conforme as equações (2-11) a (2-14). A violação de restrições de limites mínimos e máximos dos reservatórios implica a alteração da decisão para factibilização da solução. Restrições como defluências mínima e máxima, podem ser relaxadas a fim de não afetar decisões pré-definidas de modo que violações nesses limites de vazão podem ser apresentadas na solução final.

Segue-se, então, o cálculo da geração hidrelétrica de cada usina, considerando-se o armazenamento médio durante o referido estágio de operação. A geração hidrelétrica total em um dado intervalo t é dada pela soma das gerações individuais das usinas em operação nesse estágio.

Após essa etapa de verificação da solução proposta pela política, diante das condições de simulação, determina-se o despacho de usinas termelétricas pelo método DET e os custos da operação por subsistema.

A seguir é possível determinar os intercâmbios de energia entre subsistemas implícitos no despacho hidrotérmico, impondo o atendimento aos mercados locais. Isso é feito através de um modelo de Programação Linear (PL) e tal procedimento será melhor detalhado no Capítulo 3.

Para apresentar os resultados relativos ao SIN, foi necessária a reformulação das interfaces de saída para apresentar informações antes inexistentes ou não aplicáveis. As principais mudanças se referem a resultados de operação dinâmica, como a expansão do parque

gerador, detalhes do despacho termelétrico e resultados por subsistemas como o custo marginal de operação (CMO).

Os estudos de planejamento da operação energética do SEB são, geralmente, realizados em horizontes de até 5 anos discretizados em meses, e objetivam a obtenção do despacho hidrotérmico em diferentes situações hidrológicas. Assim, os estudos são realizados em simulações com diferentes cenários de vazões afluentes, as quais podem ser obtidas através de séries sintéticas ou do histórico de vazões.

Para a reprodução de um estudo de planejamento energético como são realizados no SEB Toscano (2009) expandiu o simulador HYDROSIM para um *framework* de cenários, desenvolvendo uma interface completa de resultados estatísticos e voltada às necessidades do SEB. Algumas funções foram criadas ou expandidas para atender requisitos levantados neste trabalho como, por exemplo, estimativas de risco de déficit, de modo que a política operativa ODIN já está integrada ao modelo de simulação por cenários, denominado HYDROSIM MC.

As ferramentas de importação de dados e resultados dos modelos NEWAVE e SUIHI que foram utilizadas neste projeto para fins de análise comparativa da abordagem proposta com a metodologia utilizada atualmente pelo SEB foram também desenvolvidas previamente para o trabalho de Toscano (2009).

CAPÍTULO 3

ADAPTAÇÕES DA MODELAGEM PARA O SIN

Neste capítulo são apresentados detalhes relevantes sobre os dados disponíveis para o planejamento da operação atual, bem como necessidades apontadas pelos agentes envolvidos na operação. O estudo dessas informações culminou na reformulação dos modelos já apresentados para que a metodologia proposta pudesse então ser aplicada para o planejamento do sistema brasileiro com todas as particularidades que o setor considera no médio prazo.

3.1 Requisitos para planejamento energético do SIN

A fim de identificar os requisitos para o planejamento da operação do SIN, foram levantados os dados disponíveis, a forma em que se encontram, particularidades do sistema e algumas necessidades do setor, atendidas ou não pelos modelos atualmente em uso.

Na primeira etapa do planejamento da operação (médio prazo) o sistema de geração hidrelétrica é representado por modelo equivalente de energia. No modelo NEWAVE, o parque gerador hidroelétrico de cada região é representado por um reservatório equivalente de energia, cujas principais características são (CEPEL, 2002a):

1. A energia armazenável máxima é estimada pela energia produzida pelo completo esvaziamento dos reservatórios adotando-se a operação em paralelo, isto é, os armazenamentos e deplecionamentos são feitos paralelamente em volume;

2. Os valores, em energia, da água armazenada nos reservatórios, são alterados quando da entrada em operação de uma nova usina hidroelétrica, devido à variação das produtibilidades das usinas;
3. A energia armazenada da qual se pode dispor para a geração de energia elétrica, denominada energia controlável, é calculada com produtibilidades equivalentes com o objetivo de considerar a influência da variação das alturas de queda líquidas. Para tal, utilizam-se fatores de correção mensais, que também variam com as mudanças de configuração;
4. A energia evaporada é calculada com uma função de segundo grau que relaciona a energia evaporada com a energia armazenada;
5. Pequenas usinas hidrelétricas (PCHs) não são incluídas no modelo e a energia gerada por elas mensalmente forma uma série de valores que são subtraídos do mercado;
6. A energia de volume morto consiste no valor energético das aflúncias necessárias ao enchimento do volume morto dos novos reservatórios. É representada por uma série de valores que são adicionados ao mercado durante um período de tempo após o fechamento do reservatório;
7. A energia das usinas submotorizadas corresponde à energia disponível em cada uma das novas usinas de reservatório, durante o período de motorização e até que seja instalada sua potência base. É considerada como um recurso para a configuração, podendo ou não ser incluída no sistema. Se o reservatório deve ser operado para regularizar usinas à jusante, a usina de reservatório submotorizada deve ser incluída na configuração com rendimento igual a zero;
8. A energia de desvio de água consiste no valor energético das aflúncias necessárias à retirada ou adição de água de uma usina hidroelétrica com ou sem reservatório, tendo seu valor abatido ou acrescido da energia controlável do sistema.

O SEB dispõe de registros mensais de dados históricos de vazões naturais afluentes para cada usina hidrelétrica desde 1931. As séries mensais de vazões naturais são sazonais e apresentam comportamento periódico. A partir desses registros constrói-se a série histórica de

energias naturais afluentes a cada subsistema ou ainda, utilizando modelo estocástico auto-regressivo periódico de ordem variável, PAR(p), geram-se séries sintéticas de energias que são utilizadas em simulação.

As usinas termelétricas são representadas individualmente ou em grupos com custo incremental de geração semelhante (classes térmicas). Seu despacho é determinado por ordem de mérito (custo crescente), complementando a geração hidrelétrica até o atendimento da demanda. Consideram-se ainda usinas termelétricas que dispõem de contratos impondo um fornecimento de energia mínimo mensal, cujo valor é abatido do mercado. O modelo também considera configuração dinâmica, abordando a entrada em operação de novas usinas termelétricas, e paradas programadas para manutenção. A eventual indisponibilidade de máquinas é considerada como um fator aplicado sobre a potência instalada.

O déficit de fornecimento de energia é representado como uma unidade termelétrica de capacidade igual à demanda, com custo de operação igual ao custo atribuído à interrupção de fornecimento de energia. Este custo pode ser variável de acordo com a profundidade do déficit, prevendo-se um máximo de quatro segmentos lineares, definidos a partir de 0%, 5%, 10%, e 20%.

A demanda de energia para cada subsistema é dada em MWmês e representa blocos de energia para cada estágio do período de planejamento. São previstos até três patamares de demanda por estágio, representando carga leve, média e pesada com duração proporcional à soma das horas em que cada carga é considerada.

A capacidade de interligação entre os subsistemas é representada através de limites de intercâmbio de energia (MWmês), e pode ser diferenciada por patamar de demanda. Estão previstas perdas de energia no fluxo entre os subsistemas.

Os dados oficiais do SEB utilizados nesse modelo podem ser obtidos no endereço eletrônico da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (<http://www.ccee.org.br/> em: Comercialização de Energia » Preços » Download Deck de Preços). As informações estão organizadas em cerca de trinta arquivos, que em sua maioria podem ser lidos e interpretados com a ajuda do manual do sistema NEWAVE. As exceções são os arquivos de cadastro de

usinas hidrelétricas, vazões e postos fluviométricos, que necessita de um software específico para leitura e cuja manutenção é responsabilidade do ONS.

Na etapa de curto prazo do planejamento da operação, o modelo utilizado é mais detalhado e incorpora as seguintes características para operação do sistema hidrotérmico brasileiro (CEPEL, 2002b):

1. Geração em bacias especiais e em pequenas usinas;
2. Geração mínima em usinas térmicas;
3. Contratos de importação/exportação de energia;
4. Cronograma de manutenção;
5. Tempo de viagem da vazão defluente dos aproveitamentos;
6. Evaporação;
7. Vazão deplecionada mínima;
8. Volume de espera para amortecimento de cheias;
9. Entrada de novas unidades hidráulicas no sistema;
10. Enchimento de volume morto;
11. Produtividade variável;
12. Configuração dinâmica (alteração de dados do cadastro de usinas hidráulicas por data) e submotorização;
13. Restrição de transporte entre Itaipu 50 e 60 Hz e os subsistemas Sul/SE;
14. Limites de interligação entre subsistemas por estágio e patamar;
15. Revisão da política do mês inicial;
16. Representação de patamares de carga;
17. Representação da curva de déficit em patamares;
18. Restrições elétricas;
19. Penalidade para vertimento em reservatórios;
20. Consideração das perdas de geração e intercâmbio em relação ao centro de gravidade de carga;

Estas características são interpretadas como requisitos do setor para o planejamento da operação. Todas as propriedades relativas ao modelo de médio prazo foram consideradas e

incorporadas ao modelo ODIN, exceto pela consideração de patamares de carga. Neste trabalho adotou-se um patamar de carga único.

Dentre aquelas consideradas no curto prazo, os itens 1 a 15 foram abordados. Vale destacar que as características de curto prazo que não foram consideradas ainda no modelo ODIN abrangem apenas a representação por patamares de carga, restrições elétricas e perdas por intercâmbios entre subsistemas.

A seguir encontra-se o modelo de otimização hidrotérmico reformulado que englobaria os requisitos do SIN descritos aqui e as soluções adotadas para adaptar os modelos utilizados nesse trabalho às necessidades atuais do SEB.

3.2 Modelos reformulados

Para realizar o planejamento da operação energética (POE) do SIN, nos moldes da operação atual, é necessário considerar os limites de intercâmbio de energia entre subsistemas, geralmente determinados pela capacidade das linhas de transmissão entre eles, e o atendimento das demandas locais dos submercados.

O modelo de otimização por fluxo em redes, HYDROMAX (Cicogna, 1999), utilizado nesse projeto, não considera o agrupamento de usinas em subsistemas ou a divisão da demanda de energia em submercados. Esse modelo, conforme detalhado na seção 2.2, exige apenas o atendimento de uma demanda global D_t , a cada estágio de tempo t do horizonte de planejamento, definida pela soma da geração termelétrica z_t e hidrelétrica p_t totais do sistema, conforme a equação (2-2), sem considerar a sua divisão em subsistemas.

Outra deficiência desse modelo é que as vazões turbinada $q_{i,t}$ e vertida $v_{i,t}$ são representadas implicitamente, agrupadas como vazão defluente $u_{i,t}$. Essa forma de representação apresenta implicações algébricas como, por exemplo, pontos não diferenciáveis na curva de geração quando os limites máximos de turbinagem estão ativos. Além disso, os vertimentos turbináveis não podem ser representados, o que impede que sejam determinados quando necessários. A representação explícita das vazões nas metodologias por fluxo em redes esbarra na dificuldade de tratamento da redundância dos arcos $q_{i,t}$ e $v_{i,t}$. As alternativas

encontradas na literatura (Martins, 2005; Bertsekas, 1998) são insuficientes ou de difícil implementação computacional.

Para que a metodologia MPC, proposta neste projeto para o POE do SIN, considere os limites de intercâmbio e o atendimento das demandas locais dos subsistemas, é necessário que o modelo de otimização considere implicitamente essas restrições adicionais. Dessa forma o modelo de otimização apresentado na proposta deste projeto deve ser reescrito na forma:

Objetivo:

$$\min \sum_{t=1}^T \left[\lambda_t \cdot \sum_{j=1}^J \psi_{j,t}(z_{j,t}) \right] \quad (3-1)$$

Sujeito a:

Restrições termelétricas:

$$Z_{j,t}^{\min} \leq z_{j,t} \leq Z_{j,t}^{\max} \quad \forall j,t \quad (3-2)$$

Restrições hidrelétricas:

$$p_{i,t} = K_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} - C_i b_{i,t} \quad \forall i,t \quad (3-3)$$

$$h_{i,t} = h_{M_i}(x_{i,t}^{med}) - h_{J_i}(u_{i,t}) - h_{P_i}(q_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (3-4)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad \forall i,t \quad (3-5)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} - UC_{i,t} - b_{i,t} \right) \gamma_t \quad \forall i,t \quad (3-6)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i,t \quad (3-7)$$

$$X_{i,t}^{\min} \leq x_{i,t} \leq X_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (3-8)$$

$$u_{i,t} \geq U_{i,t}^{\min} \quad \forall i,t \quad (3-9)$$

$$Q_{i,t}^{\min} \leq q_{i,t} \leq q_{i,t}^{\max}(h_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (3-10)$$

$$B_{i,t}^{\min} \leq b_{i,t} \leq B_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (3-11)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i,t \quad (3-12)$$

Restrições de fluxos e subsistemas:

$$o_{s,t} + p_{s,t} + z_{s,t} = D_{s,t} \quad \forall s,t \quad (3-13)$$

$$z_{s,t} = \sum_{\forall j \in s} z_{j,t} \quad \forall s,t \quad (3-14)$$

$$p_{s,t} = \sum_{\forall i \in s} p_{i,t} + \sum_{\forall k \in s} P_{Ck,t} \quad \forall s,t \quad (3-15)$$

$$o_{s,t} = \sum_{n \in N_s} o_{(n,s),t} \quad \forall s,t \quad (3-16)$$

$$-O_{(s,n),t}^{\max} \leq o_{(n,s),t} \leq O_{(n,s),t}^{\max} \quad \forall s,t; n \in N_s \quad (3-17)$$

$$\sum_{(n,s) \in \Phi_l} X_{(n,s)} \cdot o_{(n,s)} = 0 \quad \forall l \quad (3-18)$$

em que:

T : número de estágios de tempo do horizonte de planejamento;

I : número de usinas hidrelétricas do sistema;

J : número de usinas termelétricas do sistema;

(i, t) : válido para a usina i durante o estágio t ;

(s, t) : válido para o subsistema s durante o estágio t ;

λ_t : coeficiente de atualização dos custos para valor presente;

$\psi(.)$: função de custo de geração termelétrica [\\$];

z : geração termelétrica [MW];

p : geração hidrelétrica [MW];

D : consumo de energia elétrica do subsistema [MW];

K : constante de produtividade específica [MW/m³/s/m];

C : constante de consumo específico para bombeamento [MW/m³/s];

h : altura de queda líquida do reservatório[m];

$h_M(x)$: função que descreve a cota de montante [m];

$h_J(u)$: função que descreve a cota de jusante [m];

$h_P(q)$: função que descreve a perda de carga hidráulica da usina [m];

x : volume do reservatório no final do estágio [hm³];

x^{med} : volume médio do reservatório no estágio [hm³];

u : vazão defluente do reservatório [m³/s];

q : vazão turbinada do reservatório [m^3/s];

v : vazão vertida do reservatório [m^3/s];

b : vazão desviada ou bombeada do reservatório [m^3/s];

y : vazão incremental afluente do reservatório [m^3/s];

γ : parâmetro de conversão de vazão (m^3/s) em volume ($\text{hm}^3/\text{mês}$);

Ω_i : conjunto das usinas imediatamente à montante da usina i , ou que lançam água nesta usina por desvio ou bombeamento.

(n,s) : relativo a conexão entre dois subsistemas n e s ;

o : fluxo de energia de uma conexão;

N_s : conjunto dos subsistemas conectados a s ;

$X_{(n,s)}$: reatância da conexão (n,s) ;

Φ_l : conjunto das conexões pertencentes ao laço l ;

O custo operacional $\psi_j(\cdot)$ representa o custo de geração térmica complementar realizada por uma usina térmica j . Os custos associados à importação de mercados vizinhos e ao déficit de energia (racionamento) podem ser modelados de modo semelhante. O custo associado à geração hidrelétrica é, geralmente, muito baixo em relação ao custo da geração termelétrica e foi desprezado nesse modelo. O coeficiente λ_t representa a atualização para valor presente dos custos mensais de complementação não hidráulica, sendo dependente da taxa de juros adotada.

A equação (3-2) expressa as restrições de geração termelétrica. A faixa de operação de uma usina termelétrica j , em um estágio t , tem seu limite mínimo de geração definido por restrições operativas ou por contratos de fornecimento de combustível (inflexibilidade térmica), se houver, e seu limite máximo dado pela geração disponível da usina, que é dada pela potência instalada abatendo-se fatores de capacidade máxima e indisponibilidade de máquinas.

As equações (3-3) a (3-12) definem as restrições hidrelétricas. A geração hidrelétrica $p_{i,t}$ em cada usina i no estágio de tempo t é representada pela equação (3-3), sendo essa uma função não linear do volume de água armazenado no reservatório $x_{i,t}$ e das vazões turbinada $q_{i,t}$ e vertida $v_{i,t}$ da usina.

A equação (3-6) representa o balanço de conservação de água nos reservatórios, onde a vazão defluente $u_{i,t}$ é dada pela equação (3-7). O termo UC refere-se a uma retirada de vazão para uso consultivo da água, tal como provisão de água para consumo, navegação, recreação, preservação do meio ambiente e irrigação, cujos valores são dados pelo operador. Algumas usinas possuem canais de desvios de água ou unidades de bombeamento de água, constituindo as chamadas usinas elevatórias. A vazão de água que flui por esses canais alternativos ao fluxo do rio é representada pela variável $b_{i,t}$. Nas usinas elevatórias há uma taxa de consumo C_i que determina um consumo de energia, incluída na equação (3-3).

Na equação (3-4), a cota de montante $h_M(x)$ e a cota de jusante $h_J(u)$ são funções representadas por polinômios de até quarto grau em função do volume e da vazão defluente, respectivamente. A função de perda de carga hidráulica $h_P(q)$ é uma função quadrática da vazão turbinada e representa a perda, em metros, associada ao atrito entre a água e as paredes da tubulação de adução, considerando a viscosidade da água. Neste trabalho, conforme os dados oficiais do SEB para os modelos de médio prazo atualmente adotados, as funções de perda de carga hidráulica foram aproximadas por funções lineares.

Os limites operativos de volume e vazões defluentes dos reservatórios foram indexados no tempo, nas equações (3-8) a (3-12), para permitir a consideração de restrições de usos múltiplos da água. O limite mínimo de operação de um reservatório pode variar no tempo em função, por exemplo, do uso do reservatório para fins de navegação, abastecimento de água, irrigação e recreação. O limite máximo de operação pode variar no tempo em função de restrições de controle e segurança de barragens e controle de cheias (volume de espera).

O mercado global do sistema é implicitamente atendido já que este valor é dado pela soma das demandas locais dos subsistemas. A geração hidrelétrica de cada subsistema é dada, na equação (3-15), pela soma das energias fornecidas por cada UHE pertencente ao subsistema, acrescida do termo P_C , que representa a energia fornecida a este subsistema por pequenas centrais hidrelétricas (PCHs), centrais geradoras eólicas e térmicas à biomassa, cujo despacho é definido *a priori* pelo operador.

As equações (3-13) a (3-18) determinam as restrições de fluxos de energia entre subsistemas. A equação (3-13) determina o atendimento do mercado local $D_{s,t}$ de um subsistema s pela soma das gerações hidrelétrica e termelétrica, incluindo um termo de energia

recebida por intercâmbio $o_{s,t}$. Este termo é definido na equação (3-16), que representa o balanço de intercâmbios do subsistema, sendo $o_{(n,s)t}$ o fluxo de energia numa conexão entre dois subsistemas n e s num dado estágio t . Deve-se convencionar um sentido padrão ao definir as conexões (n,s) , de modo que $o_{(n,s)} > 0$ se o fluxo se apresenta no sentido de n para s e $o_{(n,s)} < 0$ se o sentido é de s para n . Os limites máximos dos fluxos nas conexões em ambos os sentidos (n,s) e (s,n) , são estabelecidos pela equação (3-17).

Para determinação dos fluxos de energia ou intercâmbio, dada uma topologia qualquer de interligação energética entre subsistemas e considerando uma modelagem por grafos, é preciso verificar a formação de laços entre as conexões, uma vez que estes podem afetar a determinação dos fluxos. Uma vez determinados os laços, é preciso atender a 2ª lei de Kirchhoff, o que pode ser modelado pela adição de uma restrição linear para cada equação de laço independente em função da reatância equivalente da conexão (Oliveira *et al.*, 2003, Carvalho e Soares, 1987).

No caso específico do SIN, pode-se observar a formação de dois possíveis laços nas ligações SE/CO–FicN–NE e IT–SE/CO–FicS, como destacado no diagrama da Figura 8, que apresenta um grafo ilustrando a topologia de interligação entre os subsistemas.

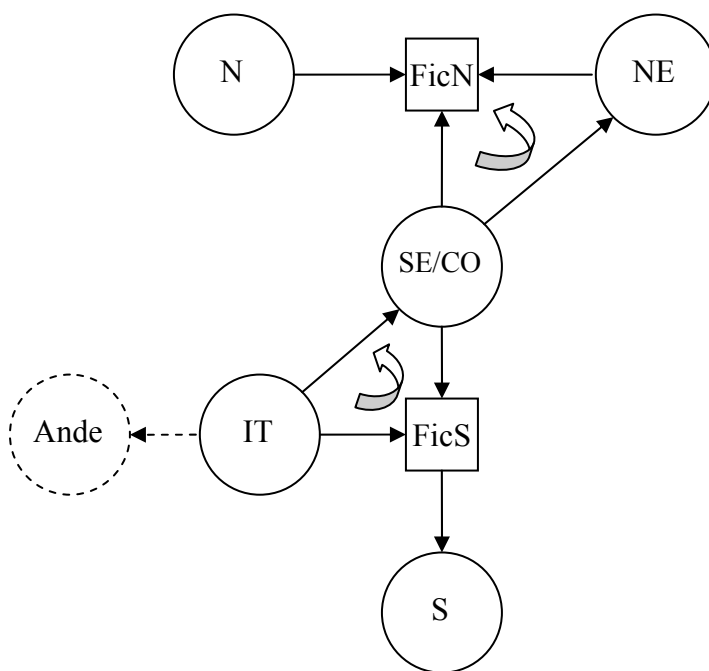


Figura 8: Topologia de conexões entre subsistemas do SIN, destacando o laço existente.

A cada um dos subsistemas Norte (N), Nordeste (NE), Sudeste-Centro Oeste (SE/CO) e Sul (S) é associado um mercado e um parque gerador. Há nós de distribuição que são denominados subsistemas fictícios, nos quais não há produção nem consumo de energia, aqui representados por fictício Norte (FicN) e fictício Sul (FicS). A usina hidrelétrica de Itaipú é representada como um subsistema (IT) devido à enorme dimensão e a existência de linhas de transmissão dedicadas ao escoamento de sua energia para pontos distintos. Não há consumo de energia em seu nó, mas existe a obrigação do envio de energia para o Paraguai, representado pelo subsistema ANDE, que não possui parque gerador.

As linhas de transmissão para escoamento da energia de Itaipu possuem sistemas distintos, sendo um de corrente contínua (50Hz) na linha IT-SECO e outro de corrente alternada (60Hz) na linha IT-FicS. Isso, considerando a modelagem, impede a ocorrência de laço na ligação IT-SE/CO-FicS. Além disso, como Itaipú não constitui um centro de consumo, não deverá receber energia por intercâmbios, de modo que, usando a equação (3-17), podem-se formular as seguintes restrições:

$$0 \leq o_{(IT,FicS),t} \leq O_{(IT,FicS),t}^{\max} \quad (3-19)$$

$$0 \leq o_{(IT,SECO),t} \leq O_{(IT,SECO),t}^{\max} \quad (3-20)$$

Dessa forma, resta nessa representação do SIN, um único laço a ser tratado pela equação (3-18), que pode ser escrita por:

$$X_{(SECO, FicN)} \cdot O_{(SECO, FicN)} + X_{(NE, FicN)} \cdot O_{(NE, FicN)} + X_{(SECO, NE)} \cdot O_{(SECO, NE)} = 0 \quad (3-21)$$

Além da inclusão das restrições de fluxo, um diferencial desse modelo é que as variáveis de decisão passam a ser a turbinagem $q_{i,t}$ e o vertimento $v_{i,t}$, permitindo a obtenção de uma solução ótima em situações de oferta de energia superior ao mercado. Nessa circunstância, a oferta de energia deve ser tal que $p_t = D_t - z_t$, onde $z_t = Z_t^{\min}$ e $v_{i,t} \geq 0$. Caso a capacidade máxima de turbinagem de uma dada usina i não tenha sido atingida, a existência de um vertimento $v_{i,t} > 0$, caracteriza um vertimento turbinável, ou seja a eliminação da energia excedente ao mercado pelo vertimento. É claro que, nessa situação o reservatório da usina deve estar cheio, caso contrário, a energia não seria vertida, mas sim armazenada.

A utilização do modelo de otimização HYDROMAX no planejamento da operação é possível desde que se considere uma demanda de energia suficientemente grande para garantir

a existência de complementação termelétrica positiva e que a solução ótima seja verificada a cada estágio de tempo e corrigida em caso de não atendimento das restrições de intercâmbio.

Marques (2006) estabeleceu critérios heurísticos de correção da geração hidrelétrica após a otimização para adequação da solução às demandas locais, respeitando os limites de intercâmbios entre subsistemas. Em seu trabalho ele utiliza o otimizador HYDROMAX com médias mensais das vazões afluentes históricas para determinar o POE num processo de simulação em cenário único, com os princípios da metodologia MPC. A otimização foi feita considerando uma demanda de energia igual à potência instalada do parque hidrelétrico, denominada “mercado majorado”, e os fluxos de intercâmbio entre os subsistemas são determinados posteriormente pela solução de um problema de grafos por programação linear com arcos artificiais. Os resultados mostraram que as correções sobre a solução ótima são frequentemente necessárias e trazem impacto econômico ao planejamento. Ainda assim as soluções apresentadas foram consideradas satisfatórias e promissoras.

3.3 Procedimentos Adotados para o SIN

Nesta sessão são detalhados os principais procedimentos envolvidos na simulação com a política operativa ODIN.

A simulação propriamente dita é realizada pelo procedimento “*Executar*” do simulador HYDROSIM, cujo diagrama de ação é apresentado na Figura 9. Neste são chamados os métodos “*Inicializar*”, que preparam as classes ajustando os dados de entrada e preparando as estruturas que receberão os dados de saída, e os métodos “*Executar*” das classes envolvidas, ou seja, Política Operativa, DET e Intercâmbio, que determinam a solução dos subproblemas hidráulico, termelétrico e de fluxos entre subsistemas, respectivamente.

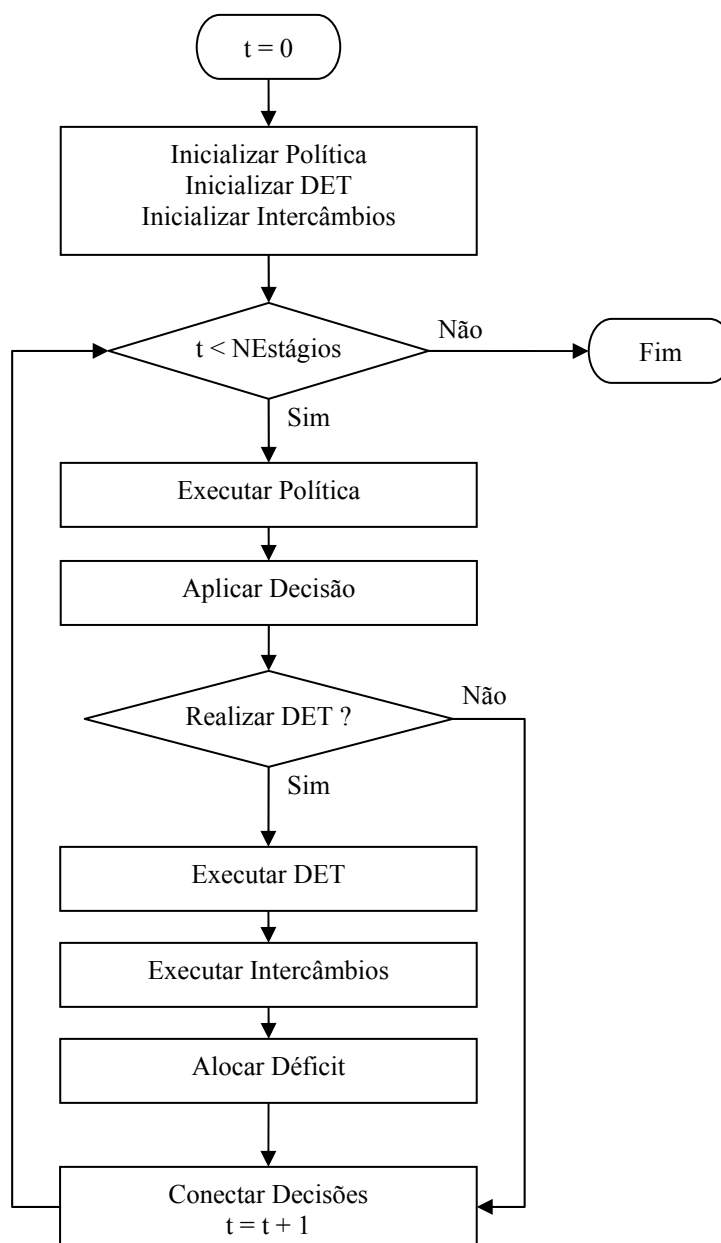


Figura 9: Diagrama de ação do método *Executar* do simulador HydroSim.

O método “*Aplicar Decisão*” submete as decisões fornecidas pela política operativa às condições de simulação, recalculando as energias geradas e o estado do sistema pelo balanço hidráulico. O método “*Conectar Decisões*” estabelece a ligação física entre os estágios discretos de tempo, em outras palavras, para cada UHE, ele determina que o volume armazenado em seu reservatório ao início de um dado mês é igual ao seu estado ao final do mês anterior.

O método “*Alocar Déficit*” distribui entre os subsistemas o déficit de energia resultante da diferença entre a demanda e a energia total fornecida por UHEs e UTEs, conforme seus mercados locais e os limites de intercâmbio. Esse ajuste se faz necessário uma vez que esse déficit do sistema é atendido por termelétricas fictícias, com um dado custo de não atendimento e com capacidade instalada igual à profundidade do corte de carga associado a esse custo. Dessa forma, essas termelétricas fictícias são acionadas durante o despacho de mérito termelétrico (método “*Executar*” *DET*), mas ao final do processo o déficit deve localizar-se nos subsistemas cujo custo declarado do corte de carga implica em menor prejuízo para o sistema.

O procedimento “*Executar*” de uma política qualquer fornece as decisões de turbinagem das UHEs do sistema para um dado estágio de tempo.

Na Figura 10 o diagrama de ação desse método na política ODIN é apresentado, iniciando-se com a configuração do horizonte de otimização T^* , conforme o estágio corrente de planejamento e a cópia das restrições do horizonte de planejamento pertinentes a cada período de otimização.

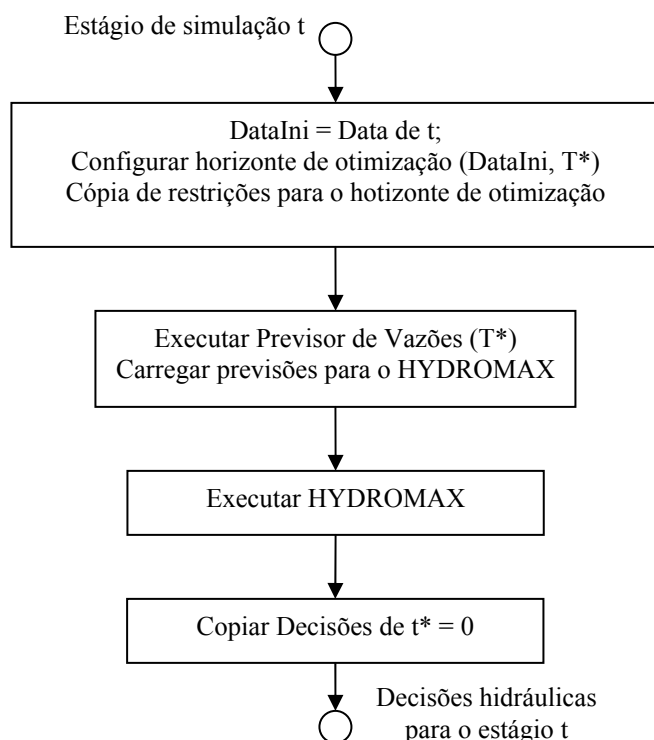


Figura 10: Diagrama de ação do método *Executar* da política ODIN.

Segue-se uma chamada ao método “*Executar*” do previsor de vazões para que este determine a série de vazões afluentes esperadas para o período de otimização T^* e as informe ao otimizador HYDROMAX.

Só então é chamado o método “*Executar*” do HYDROMAX e, ao final do processo de otimização, as decisões de defluência referentes ao primeiro estágio são copiadas para as estruturas de dados da operação hidráulica no simulador relativas ao estágio t .

Uma vez que o modelo de otimização HYDROMAX resolve o problema da operação energética apenas pela otimização da geração hidrelétrica, baseado numa função de custo de complementação termelétrica pré-estabelecida, o despacho de termelétricas não é realizado durante a otimização. Dessa forma também não são definidos os fluxos de energia entre os subsistemas, de modo que a solução de oferta hidrelétrica ótima ficaria livre para violar restrições relativas a subsistemas. Tais restrições são então consistidas durante a simulação e, se necessário a solução é corrigida para atendê-las.

3.3.1 Despacho Termelétrico de Mérito

Conforme a decomposição do problema descrita no item 2.2.1, o despacho econômico termelétrico é realizado pela classe DET. Seu método “*Executar*”, acionado a cada estágio de tempo, logo após as aplicação das decisões da política às condições de simulação, identifica os montantes de energia despachados por cada UTE do sistema, por ordem de mérito do menor custo, até totalizarem a geração termelétrica z_t que, complementa a geração hidrelétrica p_t no atendimento da demanda D_t .

O resultado do processo DET é a determinação da geração termelétrica $z_{s,t}$ por subsistema, possibilitando a verificação dos fluxos de intercâmbios. Isso é feito pelo método “*Executar*” da classe Intercâmbio, que utiliza um método de Programação Linear (PL) para resolver o subproblema (3-13) a (3-18), determinando os fluxos de energia em cada conexão existente, a cada estágio do planejamento, dada a topologia do sistema representada por um grafo, onde os subsistemas são nós e as conexões são os arcos, conforme a Figura 8. Neste trabalho não foram consideradas as reatâncias equivalentes das conexões.

Na Figura 11 apresenta-se o diagrama de ação do método “*Executar*” DET.

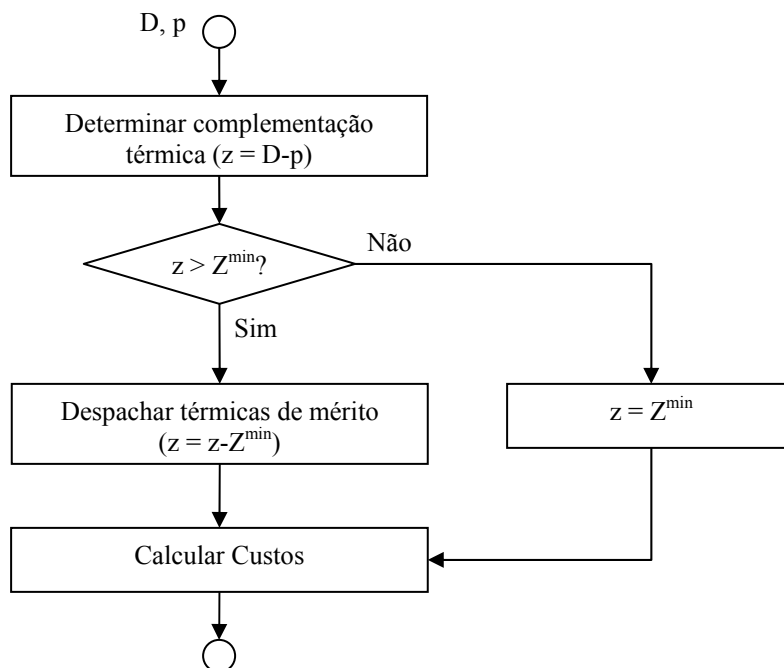


Figura 11: Diagrama de ação do método “*Executar*” despacho econômico termelétrico.

No procedimento “*Calcular Custos*” são calculados os custos mensais da operação e custos marginais (CMO) por subsistema. Os custos da operação são diretamente dados pela soma dos custos de geração de cada usina termelétrica despachada, tanto por ordem de mérito quanto por restrição de geração mínima, conforme a equação (3-22).

$$C(z_{s,t}) = \sum_{\forall j \in S} (\psi_{j,t} \cdot z_{j,t}) \quad (3-22)$$

O custo marginal é determinado pelo DET, considerando as conexões entre subsistemas. O custo marginal de um dado subsistema será definido pelo custo variável unitário (CVU) da primeira usina termelétrica, por ordem de mérito de custo, com disponibilidade para fornecer energia adicional ao referido subsistema, independentemente da localização dessa usina termelétrica.

Assim, quando os fluxos de energia nas conexões entre subsistemas estiverem dentro de seus limites, os CMOs de todos os subsistemas serão idênticos, iguais ao custo marginal da primeira termelétrica do SIN ainda com possibilidade de geração, em ordem de mérito.

As usinas hidrelétricas não têm custo de operação explicitado no modelo, e na presença de vertimentos turbináveis, assume-se que o próximo MW a ser gerado pode ser proveniente da troca de vazão vertida por vazão turbinada. Nessa condição, o CMO do subsistema que pode ser suprido pela usina com vertimento turbinável é declarado igual à zero.

3.3.2 Determinação de Intercâmbio de Energia entre Subsistemas

Caso sejam detectadas violações nas restrições de limites de intercâmbio na solução ótima de um dado estágio t , um procedimento iterativo de correção é acionado, alterando o despacho hidrelétrico. O uso de PL para determinação de intercâmbios e correção de violações em tempo de simulação foi inicialmente utilizado por Marques (2006) mostrando-se uma heurística eficiente para determinação de intercâmbios em tempo de simulação. Entretanto, as correções foram feitas por subsistema isoladamente, de modo que cada subsistema era responsável por reduzir ou elevar seu fornecimento de energia local. Dessa forma, subsistemas com parques geradores reduzidos ou com menor capacidade de regularização, como o subsistema SUL, ficavam prejudicados e mais expostos a déficit.

Para esse trabalho, uma nova heurística de correção foi desenvolvida para que os subsistemas alterem seus despachos locais de forma cooperativa, à medida que as conexões entre eles o permitam.

Quando há uma violação de limite de intercâmbio, isso significa que um subsistema deixou de receber energia e possui um déficit na profundidade da violação. Da mesma forma outro subsistema produziu energia que não chegou ao centro de consumo a que se destinava, caracterizando uma sobra de energia. Nessas condições, identificam-se todos os subsistemas que podem enviar energia para aquele que está em déficit, ou seja, cujas interligações com este subsistema ainda possuem capacidade para envio de energia. Esse grupo de subsistemas constitui então uma parte cujo objetivo é elevar sua produção de energia elétrica. De forma análoga, os demais subsistemas compõem uma parte complementar cujo objetivo é absorver a sobra de energia não enviada.

Esse processo foi denominado “*Correção por Partes*” e um exemplo de seu funcionamento pode ser visto na Figura 12, onde o congestionamento das linhas SECO-FicN e SECO-NE deixaram o subsistema NE deficitário e o subsistema SECO com sobra de energia.

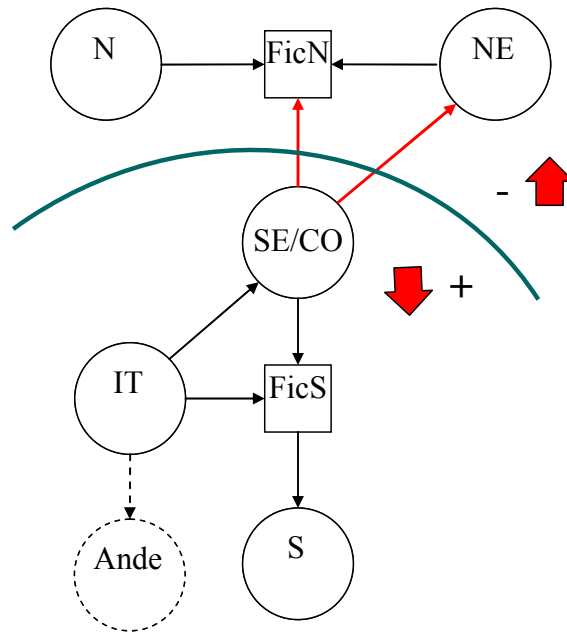


Figura 12: Correção por partes para factibilização de limites de intercâmbios.

Desse modo, como o subsistema N possui capacidade de envio para o subsistema deficitário, estes se unem compondo uma parte que irá re-despachar suas usinas cooperativamente elevando a geração de energia e suprindo o déficit local do NE. Os demais subsistemas se unem compondo a parte complementar e terão suas usinas re-despachadas para absorver a sobra de energia do SECO, da forma mais conveniente.

Desse modo o processo de factibilização de limites de intercâmbio incorre em menor perturbação no estado dos subsistemas, que operando de forma conjunta deixam todo o sistema menos exposto a déficits.

Sempre que uma parte tem que alterar seu despacho hidrelétrico isso é feito considerando uma regra de operação paralela em que cada usina com reservatório de acumulação tem seu armazenamento atualizado à uma taxa global do sistema (λ), segundo a equação (3-23).

$$x_i(\lambda) = x_i^{Ini}(1 - \lambda) + x_i^{Fin}(\lambda) \quad (3-23)$$

Essa operação é esboçada na Figura 13, onde o esquema (a) é usado para reduzir a geração reposicionando os reservatórios na direção de seu enchimento, e o esquema (b) é usado para aumentar a geração reposicionando os reservatórios na direção de seu esvaziamento.

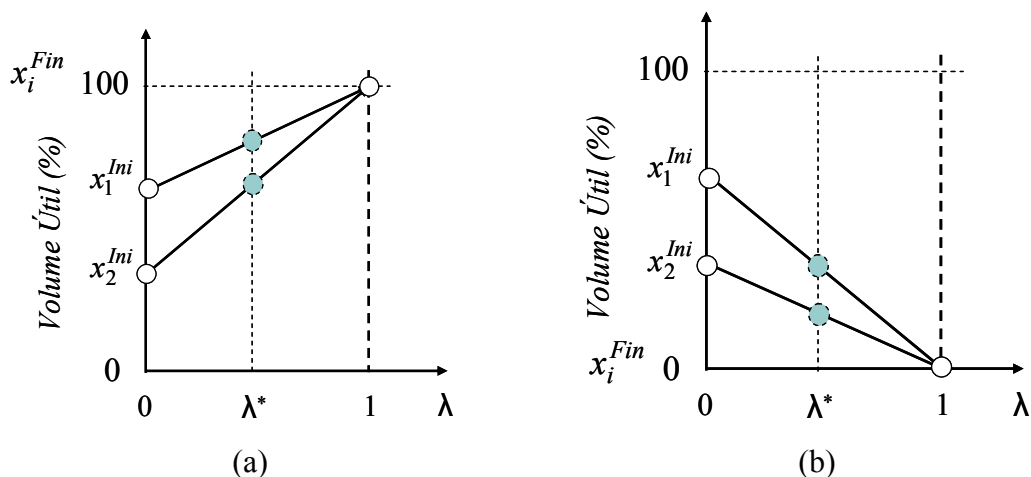


Figura 13: Regra paralela de correção do despacho hidrelétrico.

O processo de ajuste do parâmetro λ utiliza um algoritmo de busca local por Razão Áurea, que determina o valor λ^* ao qual está associada a geração hidrelétrica meta.

Eventualmente o processo de correção pode levar os níveis de volume armazenado aos seus limites antes do atendimento da meta de geração, encerrando o processo de busca local. Caso a meta seja inferior à geração hidrelétrica ao fim desse processo, inicia-se um procedimento iterativo semelhante para correção das defluência, transformando vazão turbinada em vertimento. Caso a meta seja superior à geração hidrelétrica, é acionado o DET para atendimento da diferença por usinas termelétricas.

Após essas correções, é possível que o CMO dos subsistemas seja diferente entre si. Por exemplo, um grupo de subsistemas que esteja com sua capacidade de intercâmbio limitado no sentido do envio de energia pode possuir uma UTE ainda com capacidade de geração a um custo inferior que a próxima UTE disponível para atender a geração na outra parte. Assim, os subsistemas que compõem a parte com envio limitado possuirão um CMO inferior aos demais subsistemas.

CAPÍTULO 4

ESTUDOS DE CASO

Este capítulo tem como objetivo apresentar os resultados obtidos por simulação da política operativa ODIN. Os casos de estudo selecionados abordam desde sistemas simplificados, compostos por uma única usina hidrelétrica, nos quais é possível analisar comparativamente aos resultados obtidos com as políticas de programação dinâmica, até um caso de estudo composto por todas as usinas do SIN, no planejamento mensal da operação.

4.1 Sistema de único reservatório

Para estudos de sistemas constituídos de um único reservatório foi escolhida uma importante usina da região sudeste do Brasil, a UHE Emborcação, no Rio Paranaíba. Com uma capacidade instalada de 1.2GW e capacidade de armazenamento líquido de 13km³ de água em seu reservatório, essa é uma das mais importantes usinas da região. A fim de obter um sistema hidrotérmico balanceado no caso de estudo, um parque termelétrico fictício e um mercado constante, ambos de igual capacidade instalada da UHE foram considerados.

O custo de operação ψ , representando a geração termelétrica com menor custo de combustível é dado pela função quadrática da equação (4-1) que foi ajustada sobre o parque termelétrico do SIN até a capacidade considerada para o parque termelétrico desse estudo de caso. Nessa equação a geração termelétrica z_t deve ser dada em MWh.

$$\psi = 0,00002(z_t)^2 \quad (4-1)$$

No contexto de sistemas com um único reservatório é possível a aplicação de métodos clássicos de otimização em malha fechada como a PDE. A fim de validar e comparar os resultados fornecidos pela política operativa de malha aberta proposta, o caso de estudo de único reservatório foi submetido à operação segundo uma política de PDE, onde as vazões afluentes são aproximadas por funções de densidade de distribuição log-normal. Neste caso, a variável estocástica (vazão) foi modelada usando funções de densidade de probabilidade condicionada periodicamente estacionária e uma transformação log-normal, (Siqueira *et al.*, 2006). Uma correlação da vazão do mês atual com a do mês anterior foi assumida, caracterizando um processo de cadeia de Markov. A variável de estado foi discretizada em 100 valores, a variável de decisão foi considerada contínua, utilizando um procedimento de busca unidimensional que elimina a necessidade de sua discretização e a variável estocástica foi discretizada em 10 valores.

Três versões da política operativa baseada em MPC foram testadas nesse caso de estudo, variando-se os métodos de previsão de vazões. Na primeira, MPC-MLT, foi utilizado o método estatístico de previsão descrito na sessão 2.3.1, que considera sempre os valores mensais históricos como estimativa futura da série. Nas demais foram utilizados previsores baseados em inteligência artificial, utilizando redes neurais (MPC-RNF) e sistemas nebulosos (MPC-FIS), todos em base mensal.

As abordagens foram avaliadas por simulação em cenários históricos, compreendidos entre 1934 e 2008. Todas as restrições apresentadas na formulação do problema de otimização (2-1)-(2-14) foram consideradas na simulação. O resultado da otimização determinística para cada série simulada caracteriza um resultado com perfeita previsão (PP) e foi incluído nas análises por estabelecer um limite superior de desempenho para as políticas operativas avaliadas.

Na Tabela 2 resumem-se os resultados da simulação em termos de valores médios mensais de geração, custo da operação, vertimento e produtividade. O desvio padrão da geração também foi incluído.

Tabela 2: Resultados de Simulação para Sistema de Único Reservatório

	Custo	Geração Hidrelétrica (MW)		Vertimento	Produtividade
	(\$)	Média.	Desvio Padrão	(m ³ /s)	(MW/m ³ /s)
PP	8292.9	562.5	135.1	0	1.170
PDE	8974.5	540.9	160.5	17.1	1.156
MPC-MLT	9033,7	541,1	167,6	18,9	1,161
MPC-RNF	9036,4	540,7	166,4	18,9	1,160
MPC-FIS	9041,4	542,4	173,3	18,1	1,163

Conforme esperado, a solução (PP) forneceu menor custo médio de operação, com geração média mais elevada e mais estável, além da maior produtividade e nenhum vertimento. Esse extraordinário desempenho foi garantido pelo perfeito conhecimento das vazões, porém não constitui uma política operativa real.

Em termos de custo, o melhor desempenho foi obtido pela política estocástica PDE, 8,22% maior que o custo com PP. Essa medida de subotimalidade pode ser interpretada com um “custo da incerteza”, uma vez que mede o custo adicional atribuído à tomada de decisão diante da incerteza das vazões. Para a PDE, esse custo é um reflexo da redução de 0,0014 MW/(m³/s) na produtividade, redução de 22,4 MW na geração hidrelétrica média e do aumento de 17,1 m³/s no vertimento médio mensal.

As políticas MPC apresentaram soluções com custo médio de operação superior ao da PDE, porém com ordem de grandeza semelhante, dado que as diferenças foram em torno de 0,7%. Nota-se que a produtividade alcançada com as políticas determinísticas foi aproximadamente 0,46% superior àquela da política estocástica, mas a energia hidrelétrica média fornecida foi praticamente igual em todas as políticas. O fator diferencial entre as políticas MPC e a PDE foi que a estocástica forneceu uma melhor gerência dos vertimentos, com uma redução de cerca de 9% em relação às políticas MPC.

No gráfico da Figura 14 é possível observar as trajetórias de armazenamento do reservatório fornecidas pelas políticas para o período maio/1974 a abril/1979. Para auxiliar a análise, na Figura 15 são apresentadas as vazões ocorridas nesse período, consideradas na simulação e os valores médios mensais.

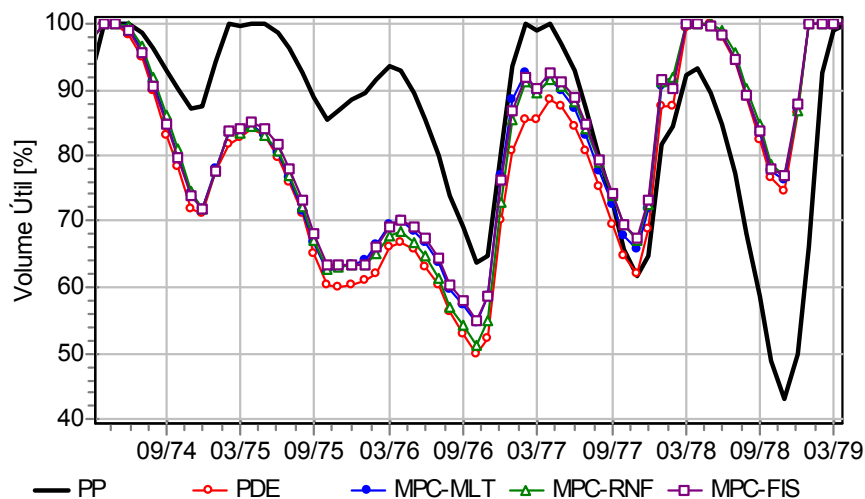


Figura 14: Trajetória de armazenamento do reservatório de Emborcação (1974-1979).

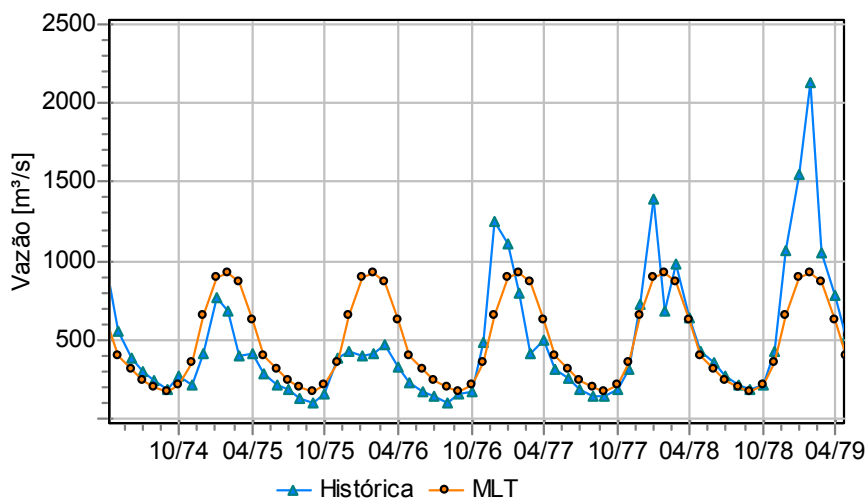


Figura 15: Vazões de simulação (1974-1979) vs. médias mensais (MLT).

Os dois primeiros anos caracterizam-se por baixas vazões em relação à média histórica e pode-se perceber um grande descolamento nas trajetórias de armazenamento das políticas operativas em relação à meta ótima, dada por PP. No terceiro ano inicia-se uma recuperação dos reservatórios dado a vazões favoráveis em seu período úmido (novembro a março de 1976). Quando os reservatórios enchem ao final do quarto ano (março de 1978) as trajetórias

de armazenamento se unem e, como o quinto ano tem característica de altas vazões, os níveis de armazenamento permaneceram acima de 75% durante este ano.

De modo geral, vale destacar que, apesar das diferenças serem sutis, as políticas baseadas em MPC apresentam níveis de armazenamento ligeiramente mais elevados que a política PDE. Esse comportamento reflete uma característica das políticas determinísticas de operarem em níveis mais elevados para garantirem alta produtividade. Por outro lado, os níveis de operação mais baixos adotados pelas políticas estocásticas lhes garantem uma maior folga para situações de cheia, e por essa razão a PDE apresentou menor vertimento em média.

Na Figura 16 observam-se as trajetórias de geração hidrelétrica. As diferenças entre as políticas são quase imperceptíveis, permitindo a conclusão que todas se encontram numa região de geração sub-ótima, considerando as incertezas das vazões.

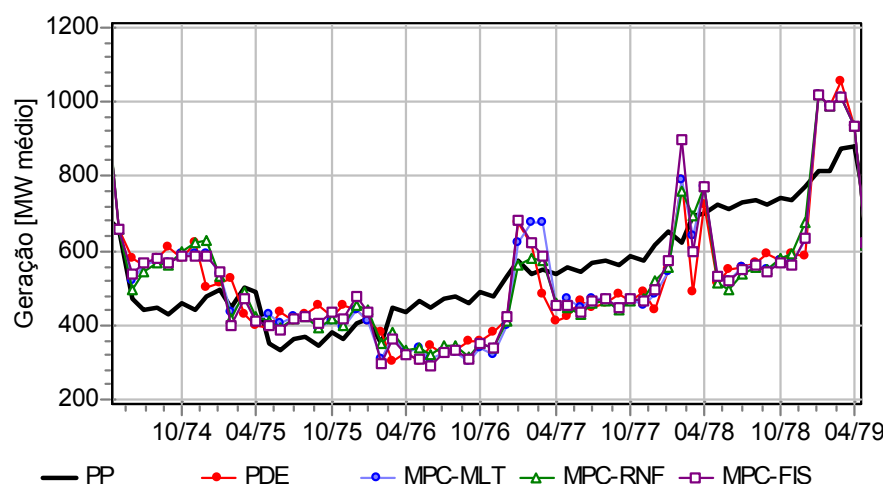


Figura 16: Trajetória de geração da UHE Emborcação (1974-1979)

Analisando as diferenças entre as abordagens MPC, nota-se que a operação mais econômica foi fornecida sob expectativa das vazões médias, o que é, de certa forma, contrário às expectativas de que previsores estocásticos, mais especializados, deveriam agregar uma vantagem econômica à política. Uma explicação para esse comportamento é que os previsores estão sendo utilizados para prever séries de 12 meses à frente, mensalmente, o que incorre em um processo de previsão sobre previsão, situação na qual os erros de previsão são crescentes.

Um aspecto a destacar é que os resultados fornecidos com previsores estocásticos foram bem aderentes. O método FIS teve uma leve vantagem no tratamento dos vertimentos,

apresentando produtividade levemente superior (0,26%), o que lhe garantiu uma geração hidrelétrica 0,3% superior. Entretanto, essa produção de energia se deu de forma menos estável, conforme indica o desvio padrão 4,1% superior, o que afetou o custo levando à operação mais cara entre as políticas testadas.

4.1.1 Abordagens temporais de previsão

Um comportamento já esperado das RNA aplicadas à previsão de séries temporais é que os erros de previsão devem aumentar com o horizonte de previsão. Isso deve-se à limitada capacidade de prever a acumulação de variáveis randômicas inesperadas à medida que se afasta do presente em direção ao futuro.

Por essa razão, o modelo FIS foi ajustado para fornecer previsões anuais, resultando em previsões apenas um passo a frente. Os valores fornecidos precisam ser mapeados em valores mensais para que possam ser utilizados na abordagem MPC. Para tal, foram utilizados os doze fatores que representam a proporção das médias mensais de longo termo sobre a média anual de longo termo, conforme apresentados na Figura 17.

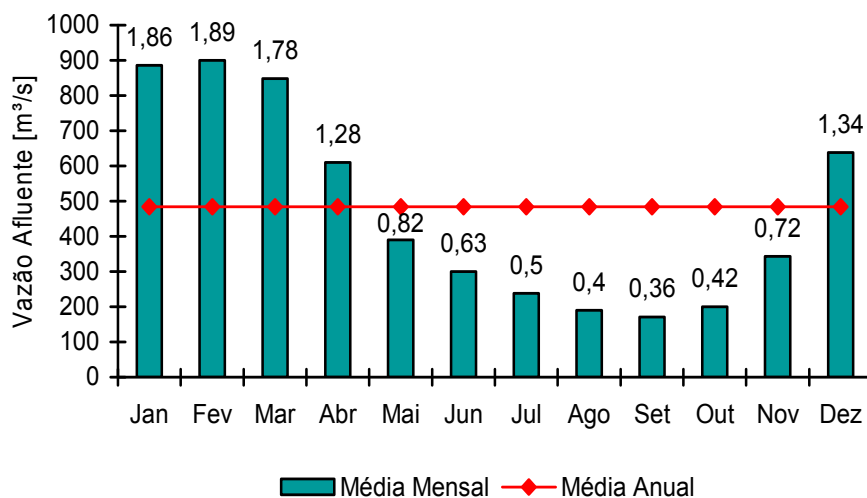


Figura 17: Vazões médias mensais e seus fatores para desagregação de montante anual

O caso de estudo de único reservatório foi submetido à solução pela política MPC com previsor FIS em base anual (MPC-FIS-A).

Na Tabela 3, apresentam-se os resultados da simulação com a política MPC com o previsor FIS em base anual, com valores médios e relativos à mesma política com previsão em base mensal (MPC-FIS).

Tabela 3: Resultados de Simulação – Previsão em Base Mensal vs. Anual

	Custo	Geração Hidrelétrica (MW)		Vertimento	Produtividade
	(\$)	Média.	Desvio Padrão	(m ³ /s)	(MW/m ³ /s)
MPC-FIS-A	8776.53	551.7	169.8	10.2	1.163
% MPC-FIS	-2,93%	1,71%	-2,02%	-43,65%	-

Observando os valores médios de custo, geração e vertimento, verifica-se que o uso do previsor em base anual melhorou todas as métricas avaliadas. A abordagem anual manteve a alta produtividade das políticas MPC e apresentou um aumento de geração hidrelétrica, com redução de seu desvio padrão, e ainda eliminou quase 8 m³/s de vertimento médio em relação à mesma política em base mensal. Isso levou a uma redução de custo de quase 3%.

Em comparação à política estocástica, houve uma redução de 2,2% no custo com aumento de 2% na geração hidrelétrica média. A PDE ainda apresentou uma geração mais estável, porém com uma redução de 40% no vertimento médio, a política determinística com previsão em base anual tornou-se a opção mais econômica entre todas as testadas nesse caso de estudo.

Vale destacar que essa abordagem apresentou um “custo da incerteza” de 5,8%, saindo significativamente da região alcançada pelas demais políticas (entre 8% e 9%) e encontrando uma posição mais interessante para operação.

O desempenho superior da abordagem MPC-FIS-A pode ser atribuído ao fato de que as decisões de defluência no modelo de otimização são muito mais sensíveis à vazão afluyente total no período de otimização do que ao valor específico de um mês qualquer.

O gráfico da Figura 18 mostra as trajetórias de armazenamento do reservatório de Emborcação, fornecidas pelo modelo de otimização determinística considerando um período

de 22 meses, de setembro a abril do ano seguinte, iniciando com 70% de volume útil e terminando cheio, conforme a modelagem proposta nesse trabalho para as políticas MPC.

Duas séries de vazões distintas, mas com valores totais similares, foram consideradas, uma iniciando em 1957, com vazão média de $457,5 \text{ m}^3/\text{s}$, e a outra iniciando em 1993, com vazão média de $457,6 \text{ m}^3/\text{s}$. As séries de vazões históricas e as defluências resultantes da otimização considerando essas séries são apresentadas na Figura 19.

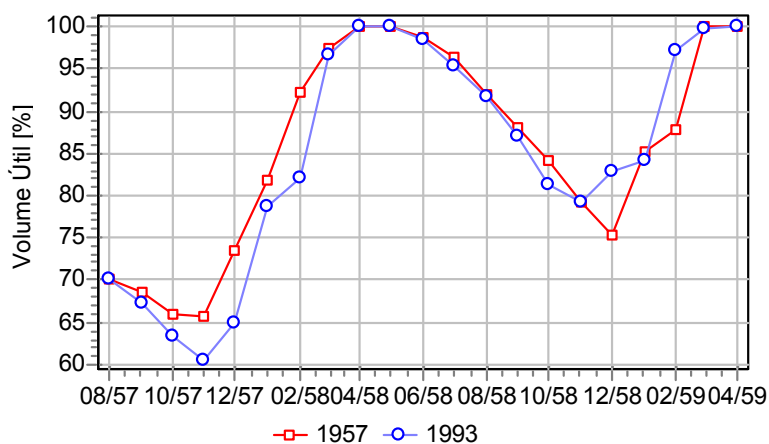


Figura 18: Trajetória ótima de armazenamento para as séries de vazões de 1975 e 1993

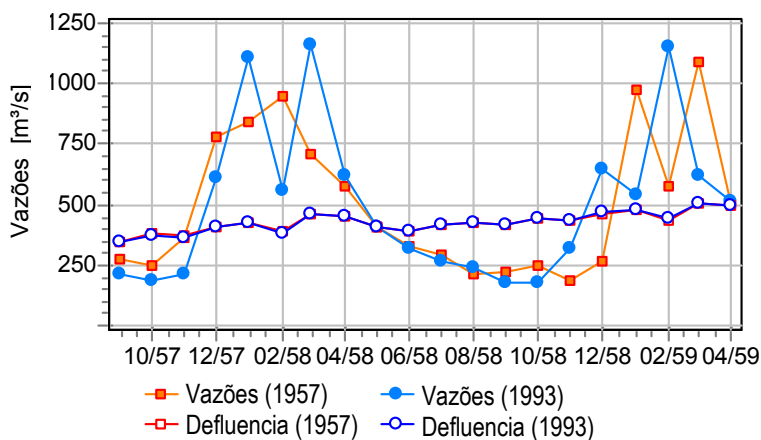


Figura 19: Vazões afluentes e defluências ótimas para as séries de vazões de 1975 e 1993

Como é possível observar, as diferenças nas trajetórias de volume do reservatório refletem os diferentes padrões mensais das séries de vazões consideradas, mas as decisões de defluência são praticamente as mesmas. Isso ocorre porque a vazão média total das duas séries foi praticamente a mesma.

Dessa forma, uma vez que os erros de previsão em base anual são menores que aqueles em base mensal, a abordagem de previsão baseada em vazões anuais, com subsequente desagregação em valores mensais, fornece uma expectativa da vazão futura mais adequada para tomada de decisão ótima no esquema MPC, do que a abordagem de previsão mensal.

Na Figura 20 ilustra-se a variação do erro percentual absoluto médio (Mean Absolute Percentage Error - MAPE), considerando o tamanho do horizonte de previsão ($T^*= 1, 12$) em base mensal para as duas abordagens de previsão consideradas, anual (FIS-A) e mensal (FIS-M).

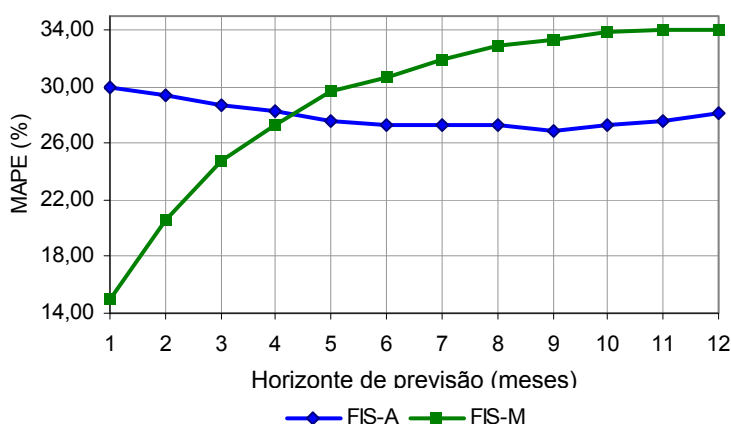


Figura 20: Evolução do erro MAPE para os previsores FIS em relação ao horizonte de previsão

Uma observação importante é que o modelo mensal apresenta melhor desempenho para horizontes de planejamento de um a quatro passos à frente, porém, uma vez que seu erro de previsão é crescente, seu desempenho fica pior que o do modelo anual para mais passos à frente. Por outro lado, FIS-A mantém um erro de previsão quase constante, mostrando um desempenho estável para até 12 passos à frente.

Então uma conclusão parcial, dada a observação desses resultados, é que o modelo FIS-A é mais eficiente para o horizonte de previsão completo que o modelo FIS-M, e apesar de seu desempenho mais fraco para $T^* \leq 3$, este fornece melhores previsões de longo termo para amostras mensais até 12 períodos.

4.2 Sistema Interligado Nacional

Um estudo de simulação foi montado a partir dos dados do Programa Mensal da Operação (PMO) disponibilizados periodicamente no site publico da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE)².

O deck de dados NEWAVE referente ao PMO de agosto de 2009 (NW200908.zip) foi integralmente importado, considerando a evolução dinâmica do parque gerador e do mercado programados até dezembro de 2013. Algumas informações referentes a usinas individualizadas foram retiradas do deck de dados DECOMP (DC200908.zip).

No estudo de caso considerado foram adicionadas às 139 usinas hidrelétricas originais do deck de dados, as usinas da Bacia do Paraíba do Sul que, por possuírem desvios e unidades de bombeamento de água, não são consideradas explicitamente no modelo NEWAVE. Dessa forma, o parque hidrelétrico estudado é composto por um total de 144 usinas que totalizam, ao final do período de planejamento, 92.175 MW de potência instalada. O parque termelétrico não sofreu qualquer adaptação e é composto por 138 usinas que totalizam 33.381 MW de potência instalada. Um diagrama do parque hidrelétrico do SIN é apresentado na Figura 21.

A função de custo utilizada no modelo de otimização, com o coeficiente ajustado para esse parque termelétrico, foi mantida conforme a equação (4-1).

Para avaliação do desempenho da política operativa proposta, foram realizadas simulações da operação sob os 72 cenários históricos de 53 meses, contidos no período de 1931 a 2006.

Para efeito de comparação dos resultados obtidos com a política ODIN, um estudo idêntico ao anterior foi realizado, porém utilizando uma política operativa que reproduz as decisões de vazões defluentes (turbinagem e vertimento) para cada usina hidrelétrica do sistema resultantes da simulação da operação pelo modelo Suishi-O em cada um dos cenários históricos, a partir das funções de custo futuro fornecidas pelo modelo NEWAVE.

² <http://www.ccee.org.br> » Comercialização de Energia » Preços » Download Deck de Preços

Diagrama Esquemático das Usinas Hidroelétricas do SIN

Usinas Hidroelétricas Despachadas pelo ONS na Otimização da Operação Eletroenergética do Sistema Interligado Nacional



Horizonte: 2009 - 2013

Agentes	Potência Instalada
CBSA - 1	Investido - 38
CEG - 3	Hidrelétricas(*)
CELPA - 4	31 Dez
CESC - 5	2008
CERAN - 9	2009
CESP - 8	2010
DUKE - 9	2011
AES-TEHU - 10	2012
CPDEL - 12	2013
Electronde - 13	
EMAE - 14	
Engeat - 15	
Enx - 16	
Tractebel - 17	
Itaipu Binacional - 18	
LIGHT - 19	
Alto Volta - 20	
Foz do Rio Claro - 21	
CATLEO - 23	
CBA - 24	
São Paulo - 25	
São Paulo - 26	
Vale - 27	
Parabuna - 28	
Porto Estrela - 29	
Volcan - 30	
CPFL - 32	
Foz do Chapeco - 51	
NC Energia - 52	
Saeta Antônio - 53	
Enx - 54	
Enx - 55	
Enx - 56	
Enx - 57	

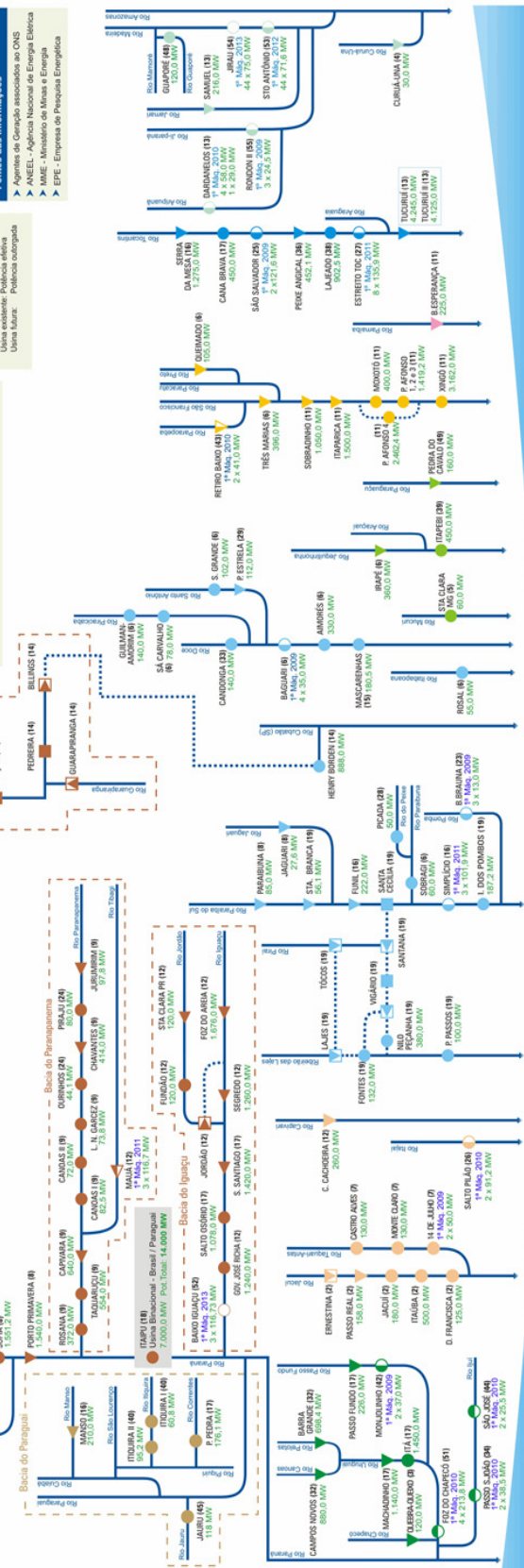


Figura 21: Diagrama esquemático das usinas hidrelétricas do SIN.

4.2.1 Resultados Gerais para o SIN

Na Tabela 4 encontra-se um resumo dos resultados fornecidos para o SIN pelos modelos NEWAVE e Suishi-O (NW-Suishi) e pela abordagem proposta ODIN. São apresentados o valor médio e o desvio padrão da geração hidrelétrica, bem como o valor atualizado do custo total da operação (à taxa de 12% a.a.), considerando todos os 72 cenários de vazões simulados.

Tabela 4: Resultados médios dos cenários para o SIN

ABORDAGEM	GERAÇÃO HIDRELÉTRICA (MW)		CUSTO ATUALIZADO DA OPERAÇÃO (Milhões R\$)
	Média	Desvio Padrão	
NW-Suishi	48.867,6	3.069,8	50.488,83
ODIN	49.699,1	2.482,3	26.116,73

Os resultados indicam que com a abordagem proposta obteve-se uma geração hidráulica 1,7% maior que a fornecida pelos modelos NW-Suishi, um ganho de 831,5 MW-Médios. O desvio padrão da geração indica que a oferta hidráulica proposta por este modelo é ainda 19,1% mais estável que aquela apresentada pela solução NW-Suishi.

Esse resultado é consequência de uma operação mais eficiente do parque gerador hidrelétrico que, em geral, opera com maior armazenamento nos reservatórios e gerencia melhor os recursos para compensar aspectos sazonais das vazões afluentes. Assim, o modelo ODIN consegue alcançar uma maior produtividade nas usinas hidrelétricas e, portanto, gerar mais energia com a mesma quantidade de água disponível, o que também proporciona uma operação mais segura do SIN. Como consequência disso, o modelo ODIN apresentou uma redução de 48,3% no valor total do custo da operação, atualizado para valor presente, conforme é considerado na função objetivo de ambos os modelos.

Cabe comentar que o tempo de processamento da solução ODIN é de aproximadamente 8,7 minutos por cenário, e que o tempo total registrado para simulação nos cenários históricos foi de 10 horas e 27 minutos. O tempo para simulação da solução NW-Suishi nos cenários históricos foi de 1 hora e 53 segundos. Ambos os estudos foram executados em uma máquina Intel Core 2 Duo 2,2 GHz. Os resultados dos modelos NEWAVE e Suishi-O foram fornecidos

por uma empresa agente do SEB, em parceria com a Unicamp por projetos de P&D e registraram tempos de execução de 2 horas e 31 minutos para o modelo NEWAVE, e 8 minutos para o modelo Suishi-O, em um cluster com 8 processadores em paralelo.

Nas figuras 22 e 23 são apresentados os gráficos das trajetórias médias de geração hidrelétrica e termelétrica do SIN para as abordagens consideradas.

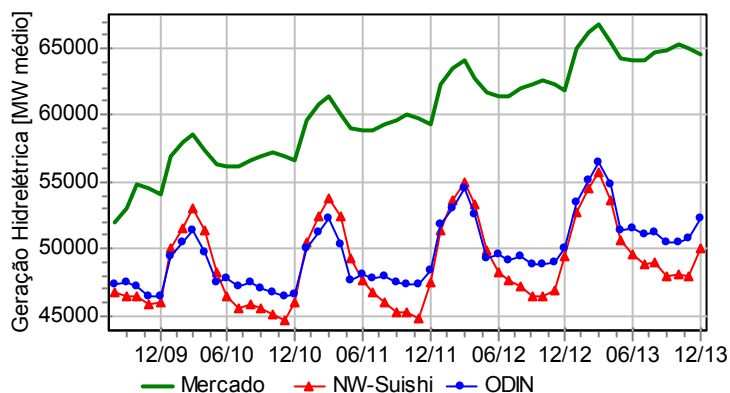


Figura 22: Trajetórias médias de geração hidrelétrica e mercado do SIN.

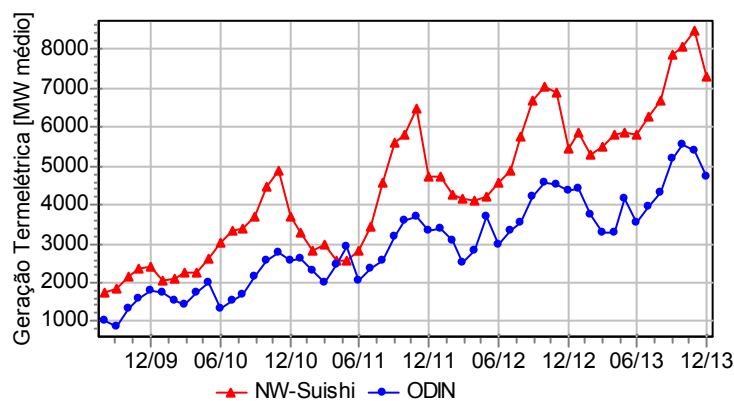


Figura 23: Trajetórias médias de geração termelétrica do SIN.

Nota-se que a geração hidrelétrica acompanha o mercado que apresenta picos no verão (janeiro a abril). Percebe-se que a abordagem NW-Suishi fornece maior geração hidrelétrica ao final das estações úmidas (janeiro a maio) nos três primeiros anos do período de planejamento enquanto que o modelo ODIN proporciona maior geração hidrelétrica média nos períodos de junho a dezembro que abrangem as estações secas. Observa-se, então, que o modelo ODIN proporciona, no período de planejamento, uma geração hidrelétrica mais estável (19,1%) e superior em média (1,7%) àquela fornecida pelo modelo NW-Suishi.

A geração termelétrica apresenta menores variações, mas mantém um comportamento periódico, com picos no período de setembro a novembro, de forma complementar à geração hidráulica. Tais picos de complementação não hidráulica são mais acentuados nos resultados da abordagem NW-Suishi, uma vez que a geração hidráulica média nos períodos de junho a dezembro são também significativamente inferiores àquela registrada pela abordagem ODIN.

Observando as trajetórias médias de energia armazenada, apresentadas na Figura 24, percebe-se que em ambas as metodologias o sistema apresenta trajetórias de energia armazenada com periodicidade anual, com picos de armazenamento a cada mês de abril e vales a cada mês de novembro. Isso está relacionado ao uso dos reservatórios de acumulação para compensar as oscilações nas vazões afuentes decorrentes das estações secas (maio a outubro) e úmidas (novembro a abril) bem definidas nas bacias dos subsistemas NE e SE/CO, onde se localizam a grande maioria das UHEs com reservatórios de aculação do SIN.

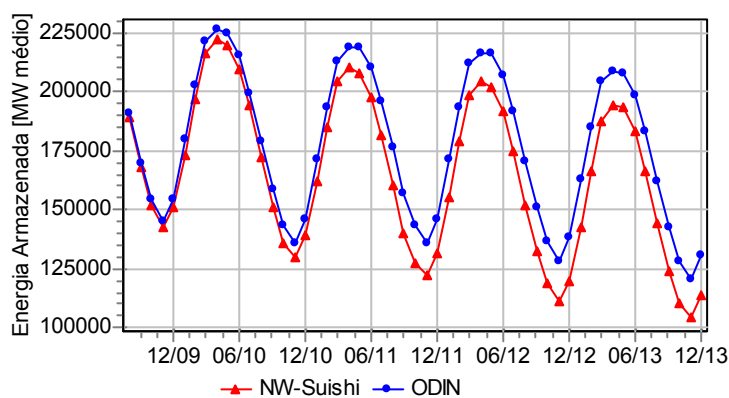


Figura 24: Trajetórias médias de energia armazenada do SIN.

Considerando a evolução do parque gerador e do mercado na configuração em questão, o SIN não é capaz de recuperar-se completamente ao final de cada ano, mostrando uma tendência de esvaziamento no período estudado. Isso se deve ao desequilíbrio entre a oferta, e a demanda uma vez que esta última tem um crescimento de 24% no período enquanto que a potência instalada do parque hidrelétrico cresce apenas 9,4%. Entretanto, o modelo ODIN apresenta uma trajetória de energia armazenada superior ao longo de todo o período de planejamento, resultado da operação das UHEs com maior armazenamento em seus reservatórios e, por consequência, com maior produtividade em relação à abordagem NW-Suishi.

Cabe ainda destacar que, ao final do período de planejamento a abordagem proposta deixa o sistema com o equivalente a 130,9 GW-Médios de energia armazenada enquanto a abordagem NW-Suishi sinaliza uma energia armazenada final média de apenas 113,9 GW-Médios. Essa diferença de 14,9% sinaliza que a política ODIN, além de reduzir os custos da operação durante o período de planejamento, proporciona maiores reservas para períodos futuros. A diferença de 17 GW-médios em energia armazenada proporcionaria aproximadamente 320,7 MW-médios mensais adicionais de geração que, somados aos 831,5 MW-médios ganhos durante o período de planejamento, fornecem à política operativa ODIN um benefício total de 1152,2 MW-médios de incremento na geração hidrelétrica do sistema.

Na Figura 25 as trajetórias médias de custo total da operação, para os modelos comparados, são apresentadas. A operação mais eficiente das usinas hidrelétricas, segundo o modelo ODIN, tem consequência sobre os custos totais do sistema, sendo estes menores e mais estáveis do que os fornecidos pelo modelo NW-Suishi.

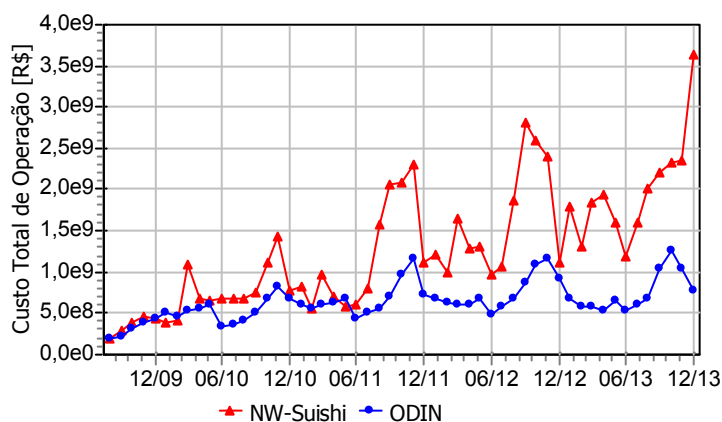


Figura 25: Trajetórias médias de custo total da operação do SIN.

Nesse gráfico, nota-se que o modelo ODIN apresenta uma certa sazonalidade anual, elevando seus custos de setembro a dezembro e mantendo-os mais baixos de janeiro a agosto. Esse comportamento também está relacionado à sazonalidade das vazões, já que com as reservas energéticas do sistema reduzidas, a política ótima sinaliza a redução da geração hidrelétrica para preservar os recursos e re-estabelecer a produtividade e também a segurança do sistema. Naturalmente, isso, implica em aumento da complementação termelétrica e dos custos da operação nos períodos de setembro a dezembro. De forma análoga, conforme sinalizado pela energia armazenada mais elevada no período de janeiro a agosto, a política

pode fazer maior uso dos recursos hidráulicos, poupando o acionamento do parque termelétrico e reduzindo custos.

A abordagem NW-Suishi também apresenta esse comportamento sazonal, no entanto, destacam-se acentuadas diferenças de custo entre as metodologias nos períodos de agosto a novembro a partir do terceiro ano do planejamento, em que a abordagem NW-Suishi apresenta custos muito elevados, indicando prováveis períodos de déficits de energia.

Observando os resultados da simulação para cada cenário isoladamente, no gráfico da Figura 26, pode-se notar que a operação com a política ODIN foi mais econômica para todas as hidrologias históricas, já que o custo atualizado da operação foi inferior àquele determinado pela política NW-Suishi. Em cenários desfavoráveis, sobretudo naqueles contidos no período crítico de década de 1950 (cenários 18 a 22), as diferenças entre os de custos fornecidos pelos dois modelos é bastante expressiva.

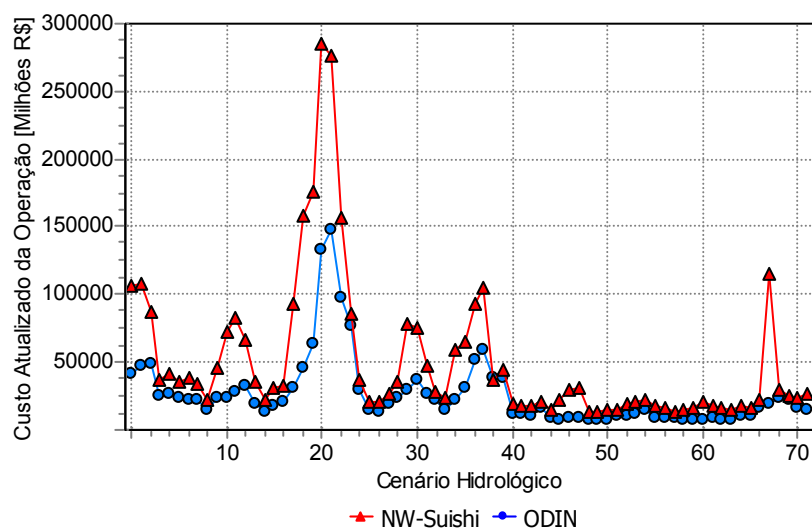


Figura 26: Custo atualizado da operação do SIN por cenário hidrológico.

4.2.2 Resultados por Subsistema

Para melhor detalhar os resultados do planejamento da operação, seguem-se resultados estatísticos para os quatro subsistemas que compõem o SIN.

As trajetórias médias de energia armazenada por subsistema são apresentadas na Figura 27. Conforme já comentado, a grande maioria das usinas hidrelétricas do SIN estão localizadas no subsistema SE/CO. De fato, nele se localiza 43% da potência instalada do sistema. Dessa

forma, não surpreende que a curva média de energia armazenada desse subsistema seja tão aderente à apresentada para o SIN.

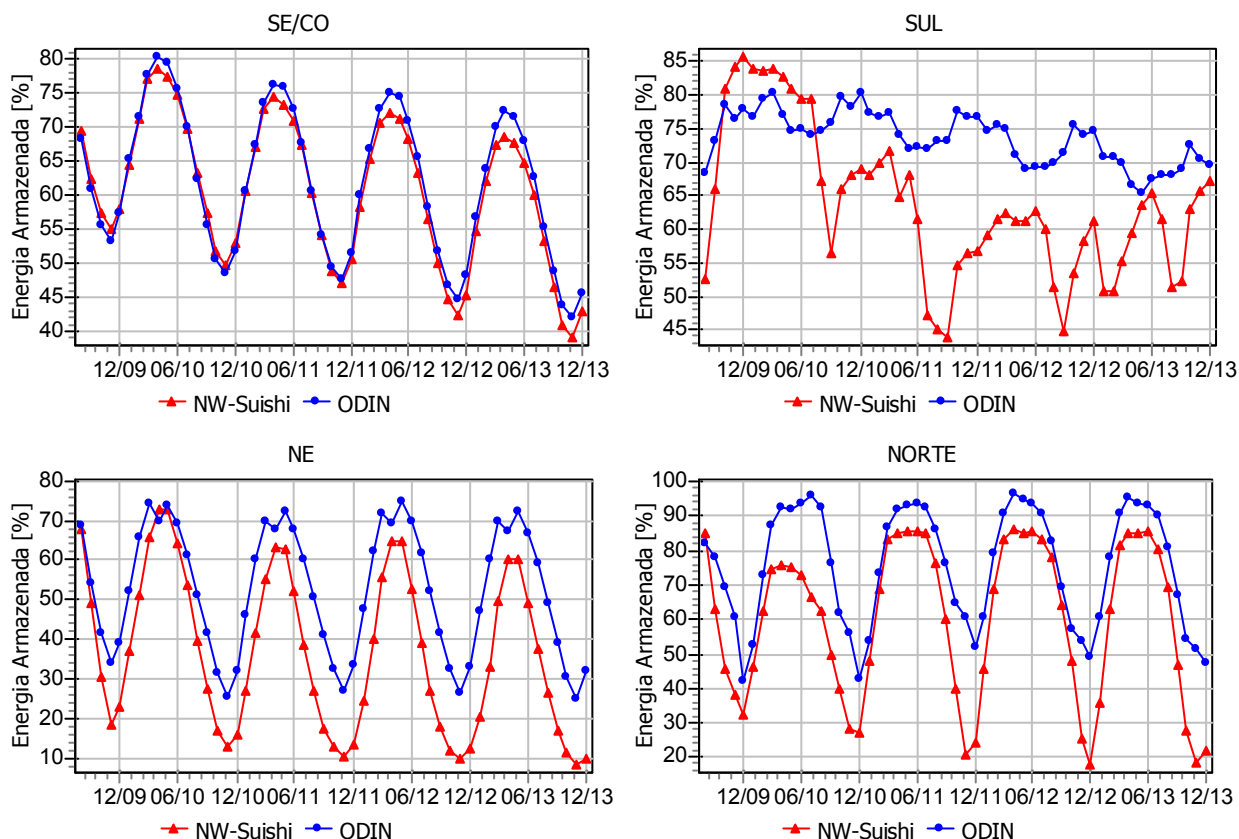


Figura 27: Trajetórias médias de energia armazenada por subsistema.

Nas trajetórias médias de energia armazenada dos subsistemas NE e NORTE pode-se verificar o comportamento sazonal de período anual, relacionado à oferta de vazão afluyente nas Bacias que compõem esses subsistemas. Contudo, notam-se diferenças mais expressivas entre as metodologias consideradas. A política operativa ODIN realiza uma melhor gerência dos recursos nesses subsistemas, preservando os armazenamentos e garantindo maior produtividade às UHEs energeticamente acopladas a esses subsistemas. De fato, com a política ODIN a energia armazenada média é sempre superior à 25% no NE e 42% no NORTE, enquanto que com a abordagem NW-Suishi as reservas energéticas atingem 8,5% e 17,9% nos subsistemas NE e NORTE, respectivamente.

No subsistema SUL as vazões afluentes não seguem o mesmo padrão sazonal dos demais subsistemas e, por essa razão, suas trajetórias de energia armazenada são em geral, bem

distintas das demais. Nesse subsistema também se verifica a melhor solução fornecida pelo modelo ODIN, que mantém níveis médios de energia armazenada estáveis não inferiores a 65% ao longo de todo o período de planejamento, enquanto a abordagem NW-Suishi apresenta uma trajetória mais volátil e com reservas inferiores à 45% nos meses de setembro de 2011 e 2012.

Na Figura 28 são apresentadas as trajetórias médias de custo marginal da operação para cada um dos subsistemas, conforme a abordagem que verifica o custo mínimo de suprimento adicional de energia aos subsistemas descrita na seção 3.3.1.

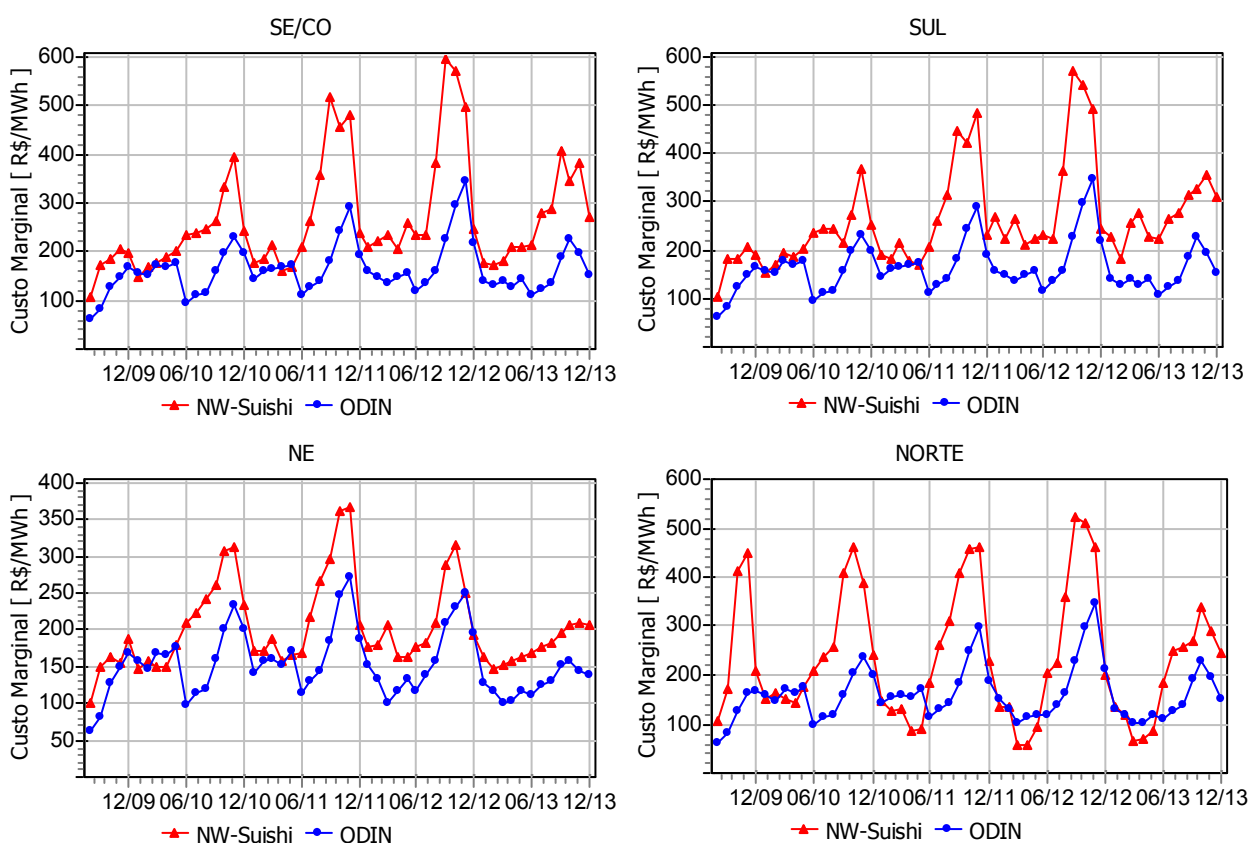


Figura 28: Trajetórias médias de custo marginal da operação por subsistema.

Devido ao despacho termelétrico de mérito ser sempre inferior em média na política ODIN, como se pode constatar pela observação do gráfico da Figura 23, os CMOs baseados nesse despacho também mostram-se inferiores nessa metodologia, em relação à NW-Suishi, sobretudo nos períodos de julho a novembro, devido à redução da oferta hidráulica promovida por esse modelo.

No gráfico da Figura 29 apresentam-se as curvas de CMO médio por subsistema declaradas nos modelos que compõem a abordagem NW-Suishi. Cabe lembrar que a forma de cálculo do CMO nesses modelos está associada às técnicas de otimização neles adotadas e, portanto, é diferente daquela considerada nesse trabalho.

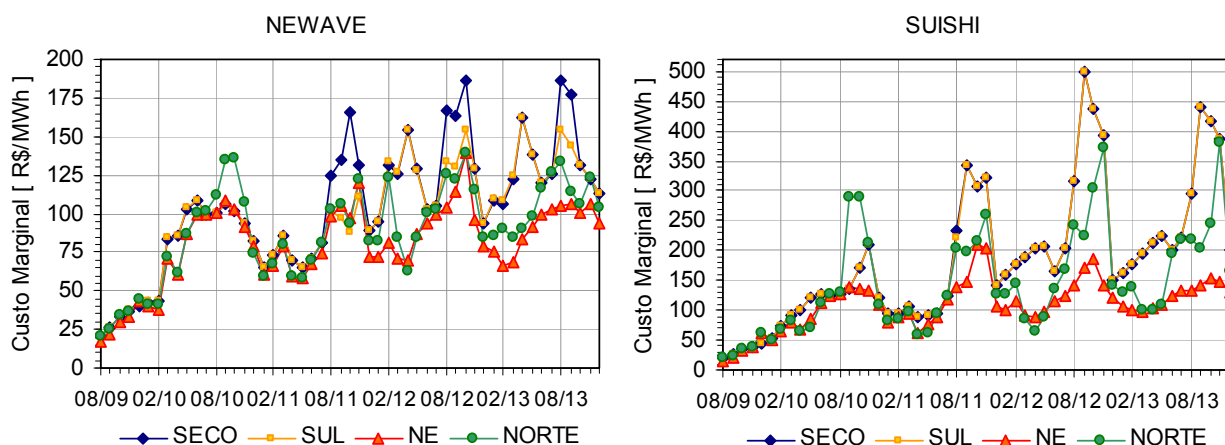


Figura 29: Trajetórias médias de custo marginal declarados pelos modelos NEWAVE e SUIHI.

Observando as escalas dos gráficos, nota-se que os CMOs resultantes do modelo NEWAVE são, em geral, inferiores àqueles declarados pelo modelo Suishi, mantendo valores médios inferiores a 190 R\$/MWh. O modelo Suishi, por sua vez, apresenta valores de CMO semelhantes aos exibidos na Figura 28, porém com um valor médio máximo de aproximadamente 500 R\$/MWh nos subsistemas SE/CO e SUL.

Dessa forma pode-se afirmar que o modelo NEWAVE subestima os custos marginais da operação enquanto modelos a usinas individualizadas, como o Suishi e a abordagem proposta ODIN, tendem a ser mais realistas na estimativa desses valores.

No caso de esgotamento da capacidade de fornecimento de energia complementar pelo parque gerador termelétrico é declarado um déficit, que significa o não suprimento de energia a um dado submercado na profundidade correspondente a diferença entre seu mercado e toda a energia fornecida a ele, por hidrelétricas, termelétricas ou intercâmbios.

Nos gráficos da Figura 30 apresentam-se medidas do risco de déficit por mês para cada um dos quatro submercados do SIN, dadas pelo percentual de cenários em que se deflagrou

não atendimento aos mercados em qualquer profundidade. Na Tabela 5 encontram-se os valores médios dessas medidas para todo o período de planejamento.

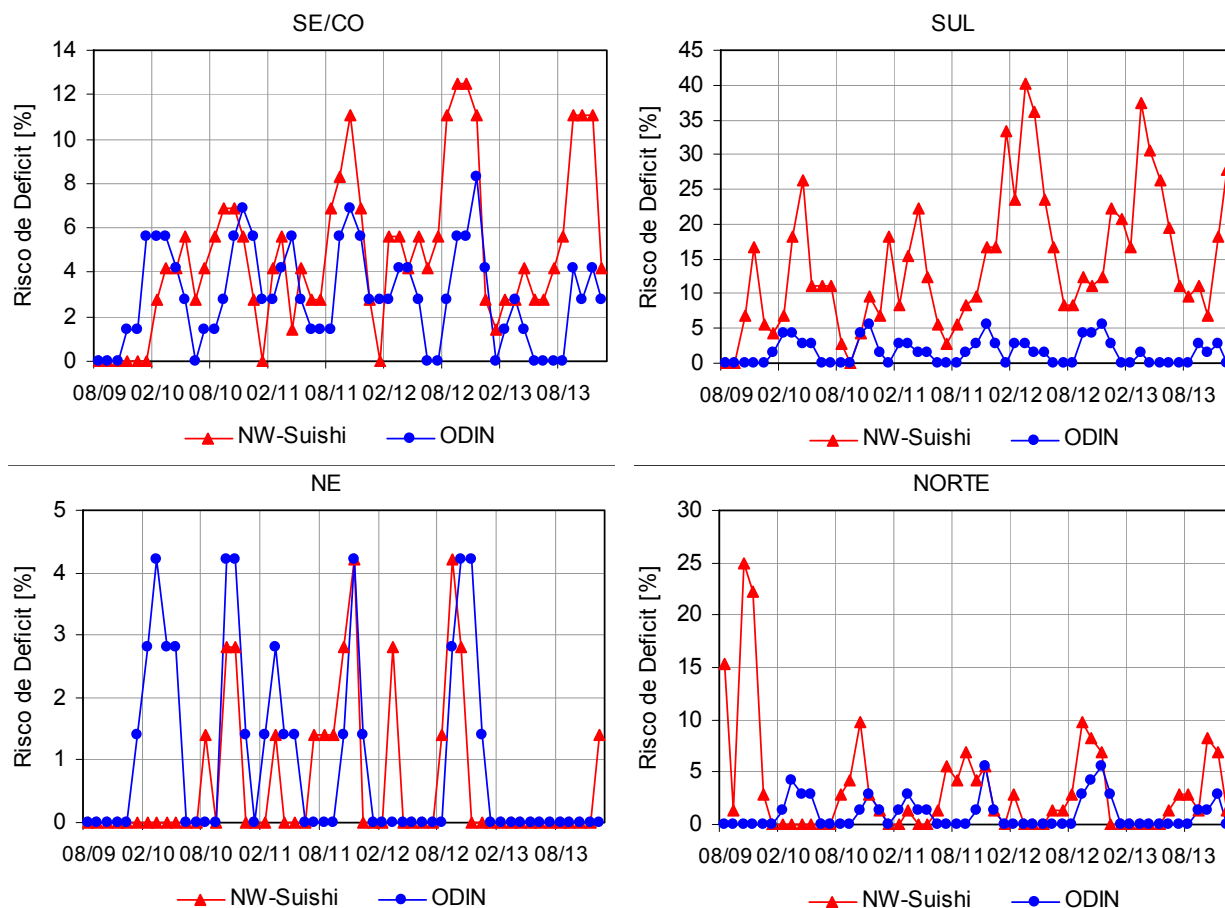


Figura 30: Risco de déficit por subsistema.

Pode-se observar que as trajetórias de risco de déficit apresentam variações ao longo do período de planejamento. Por exemplo, no primeiro ano, SE/CO e NE apresentaram risco de déficit mais elevado que na metodologia NW-Suishi. Entretanto o risco de déficit com a metodologia estocástica ultrapassa 12% no subsistema SE/CO em 09/2019 e 10/2012 enquanto a metodologia ODIN apresenta um risco máximo de 8,3% no período.

O subsistema SUL destacou-se dos demais por apresentar risco de déficit inferior a 5,6% ao longo de todo o período de planejamento com a metodologia ODIN, ao passo que com a metodologia NW-Suishi apenas 7 dos 53 meses do período de planejamento tiveram risco de déficit inferior a 5%, atingindo um pico de 40,3% em 03/2012.

No subsistema Norte nota-se um risco mais elevado no primeiro ano do planejamento com a abordagem NW-Suishi e um máximo próximo a 10% nos anos seguintes. Deve-se considerar que este subsistema não possui parque termelétrico próprio para complementação da geração hidrelétrica de modo que, estabelecido um despacho hidrelétrico, o esgotamento da capacidade de recebimento de energia por intercâmbio entre subsistemas incorre diretamente em um déficit nessa região. Foi verificado que na solução NW-Suishi essa situação ocorre com frequência no primeiro ano, justificando o risco mais elevado, porém que a profundidade desses déficits não é muito elevada (inferior a 60MW-médios).

Tabela 5: Risco médio de não suprimento de energia por subsistema

	SE/CO	SUL	NE	NORTE
NW-Suishi	4,8%	14,5%	0,6%	3,3%
ODIN	3,0%	1,5%	1,0%	1,0%

De modo geral, conforme dados da Tabela 5, exceto pelo subsistema NE onde as medidas foram superiores apesar de muito próximas, a metodologia ODIN possibilita riscos de déficit significativamente menores em média. Isso significa que a operação dada pelo modelo proposto agrega não apenas um diferencial econômico, como se viu no gráfico de custo (Figura 28), mas também maior segurança para o sistema, corroborando as observações feitas considerando as trajetórias de energia armazenada (Figura 27). Esse resultado é ainda mais expressivo para o subsistema SUL.

A profundidade média dos déficits de energia ao longo do horizonte de planejamento para cada subsistema se apresenta nos gráficos da Figura 31 como o valor esperado da energia não suprida.

Novamente há grandes variações ao longo do período de planejamento, mas de modo geral os valores esperados da energia não suprida em ambos os modelos comparados tem magnitudes compatíveis.

No subsistema SE/CO, ODIN apresentou valores mais elevados ao longo do primeiro ano e anualmente ao final da estação chuvosa (março). No SUL, apenas 4 meses apresentaram expectativa de corte de carga superior com a metodologia ODIN. No NORTE as metodologias mostram períodos de alternância, conforme o gráfico de risco de déficit, porém em média, o

valor esperado da energia não suprida foi 44% inferior com a metodologia ODIN. No subsistema NE, diferentemente dos outros subsistemas, a abordagem NW-Suishi fornece expectativa de cortes de carga de menor profundidade exceto em períodos isolados próximos aos meses de agosto em 2011 e 2012.

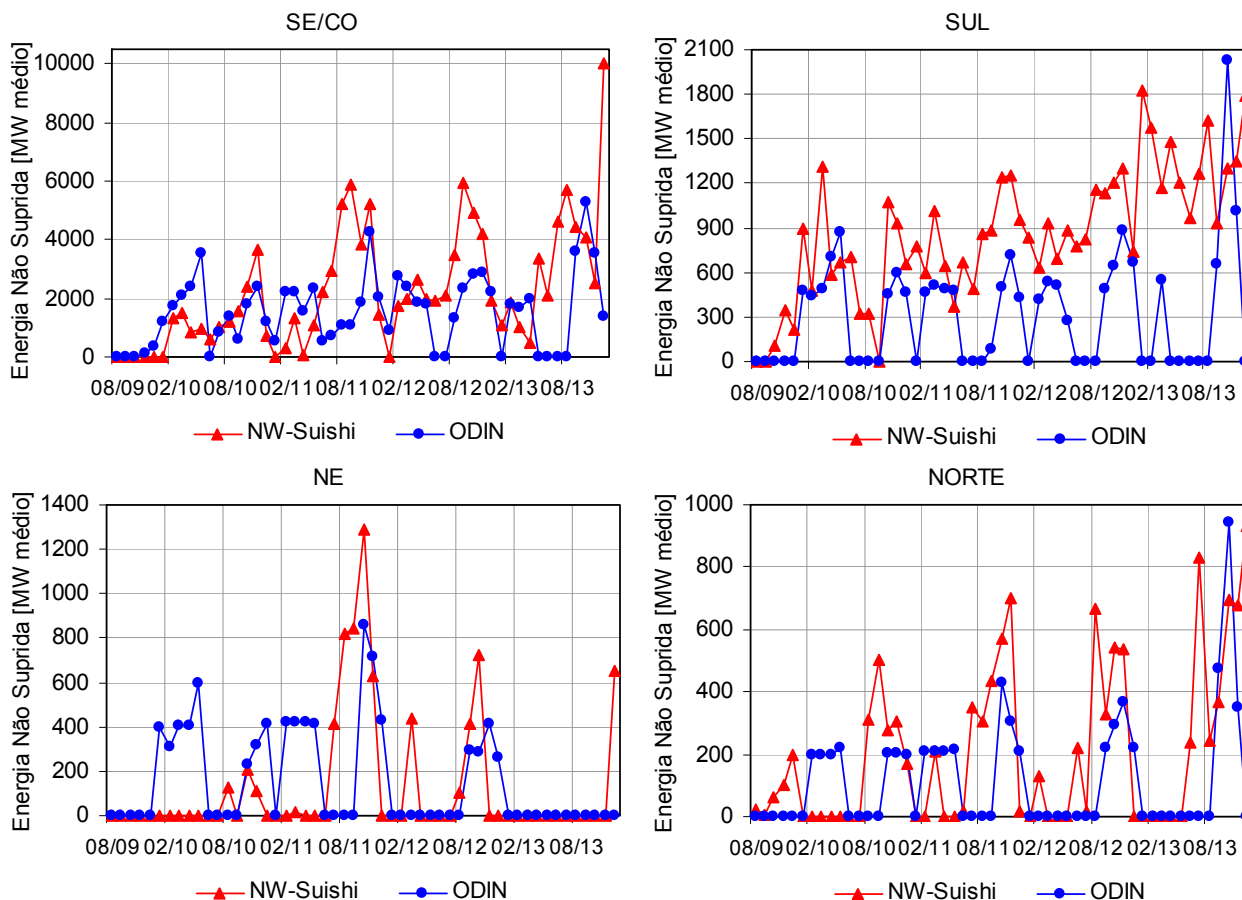


Figura 31: Valor esperado da energia não suprida por subsistema.

Esses gráficos complementam a análise sobre déficits de energia comprovando que não apenas a abordagem proposta ODIN resulta numa operação com menor risco de não atendimento dos mercados, mas que quando inevitáveis, os cortes de carga esperados são de profundidade menor ou igual aos esperados com a abordagem estocástica.

4.2.3 Resultados por Usina Hidrelétrica

A fim de complementar as análises e ilustrar resultados de simulação da operação individualmente por usina hidrelétrica, sequem-se algumas considerações sobre resultados médios dos cenários para algumas usinas do SIN.

Na Figura 32, são apresentados os gráficos de armazenamento das UHEs Serra da Mesa, Foz do Areia, Sobradinho e Tucuruí, localizadas energeticamente nos subsistemas SE/CO, SUL, NE e NORTE, respectivamente. Essas usinas possuem reservatórios com grande capacidade de acumulação e desempenham papéis importantes no suprimento dos submercados a que estão ligadas. Para todas as quatro UHEs pode-se observar que a política ODIN possibilita trajetórias médias de armazenamento superiores àquelas fornecidas pela metodologia NW-Suishi.

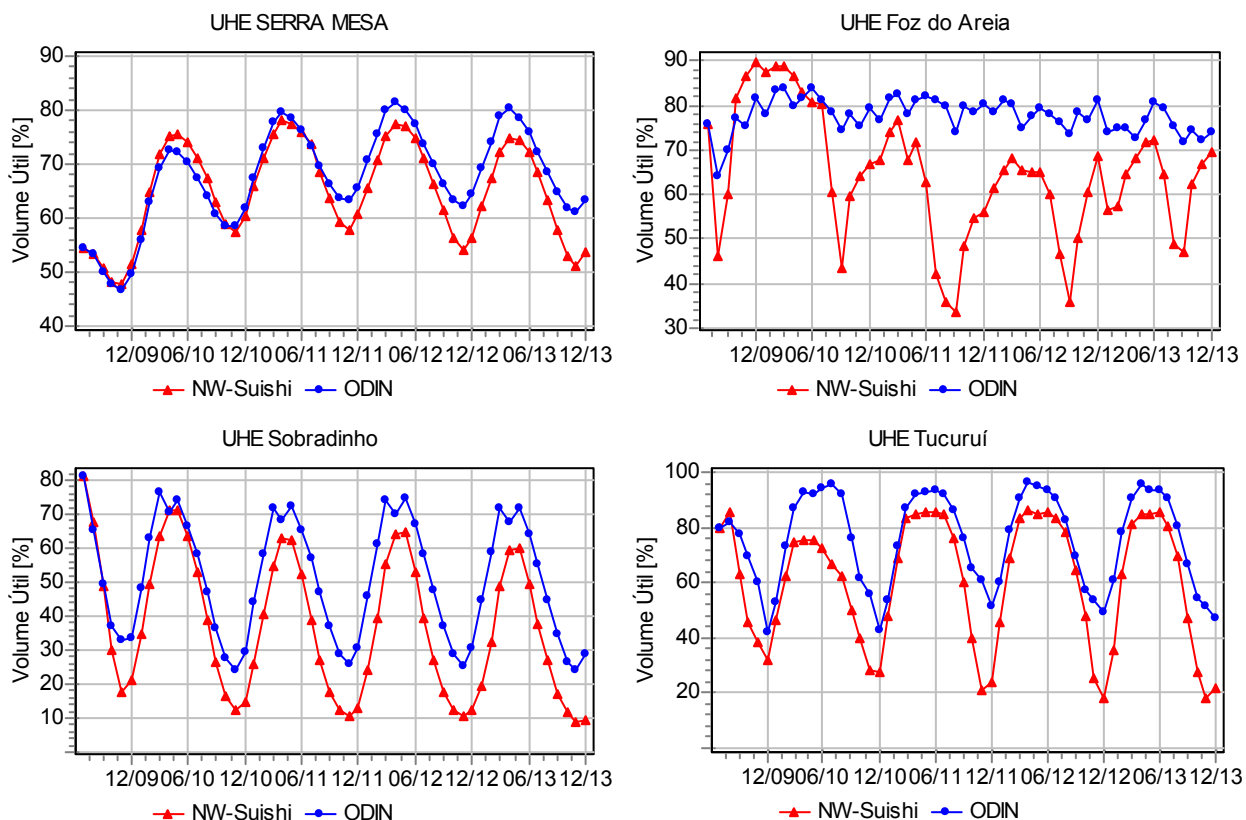


Figura 32: Trajetórias médias de armazenamento para UHEs individualmente.

Pode-se notar ainda que as trajetórias por usina estão de acordo com aquelas apresentadas por subsistema, o que indica que tal comportamento é global, compartilhado pelas

maioria das UHEs do SIN. Entretanto foi possível observar diferenças estratégicas entre as metodologias comparadas, no que diz respeito à operação de UHEs em cascata.

Na Figura 33 são ilustradas as trajetórias médias de armazenamento das usinas Furnas e Água Vermelha, ambas acopladas hidráulicamente na bacia do Rio Grande, a primeira a montante da segunda.

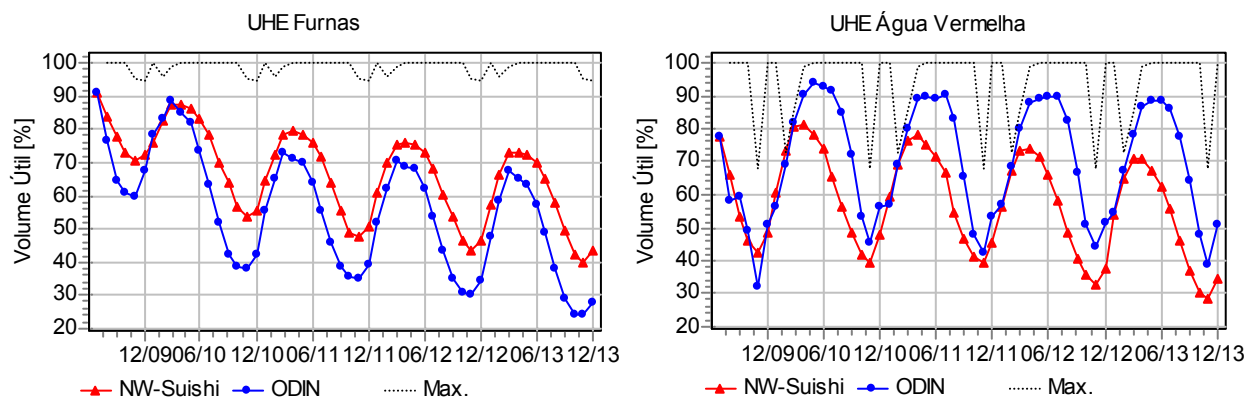


Figura 33: Trajetórias médias de armazenamento das UHEs Furnas e Água Vermelha.

Na abordagem NW-Suishi ambas as UHEs parecem contribuir igualmente na regularização da vazão afluente do rio mostrando uma operação quase paralela de seus reservatórios.

Na política operativa proposta ODIN as UHEs trabalham coordenadamente, com a usina de montante realizando mais ativamente a regularização do rio, conforme pode-se concluir pela utilização mais expressiva do volume útil do reservatório de Furnas, enquanto a usina de jusante permanece mais cheia, frequentemente limitada ao volume de espera no período de fevereiro a abril. Essa estratégia visa elevar a produtividade da cascata uma vez que as defluências de montante são valorizadas pela produtibilidade de cada UHE acoplada a jusante ao longo do rio.

Esse comportamento se observa em diversas bacias do SIN e outro exemplo pode ser visto na Figura 34, pelas trajetórias médias de armazenamento das UHEs Emborcação e São Simão, montante e jusante respectivamente no Rio Paranaíba.

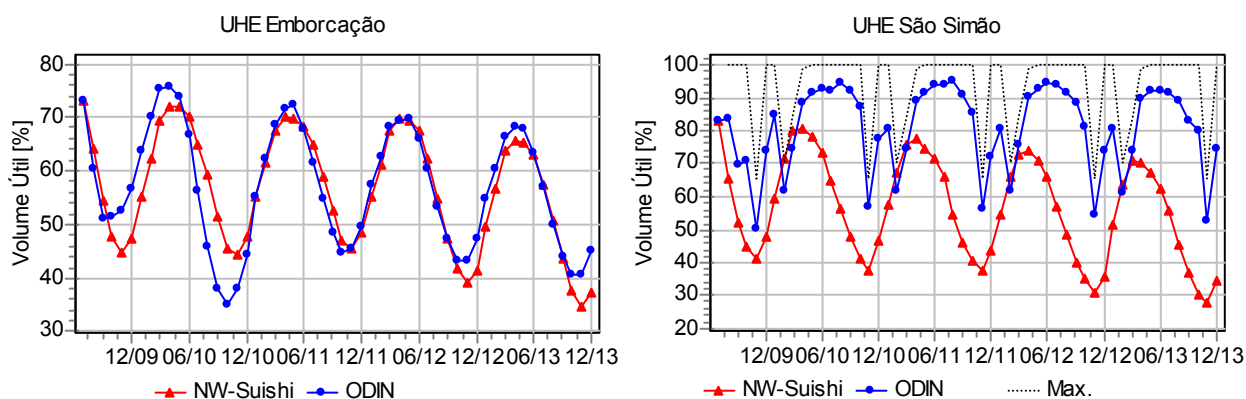


Figura 34: Trajetórias médias de armazenamento das UHEs Emborcação e São Simão.

A regulação das vazões pelo modelo ODIN em sistemas com usinas em cascata concentra-se mais nos reservatórios de cabeceira, preservando a produtividade das usinas de jusante, que por sua vez, turbinam as maiores vazões da cascata.

4.2.4 Resultados por cenário hidrológico: 1952

A seguir são apresentados, resumidamente, os resultados das simulações no cenário de vazões afluentes de 1952. Esse cenário é particularmente interessante porque constitui um período de afluências críticas, sobretudo na região SE/CO.

Um resumo quantitativo da simulação é apresentado na Tabela 6, que informa média e desvio padrão da geração hidrelétrica e custo total atualizado da operação.

Tabela 6: Resultados para o SIN no cenário hidrológico de 1952

ABORDAGEM	GERAÇÃO HIDRELÉTRICA (MW)		CUSTO ATUALIZADO DA OPERAÇÃO (Milhões R\$)
	Média	Desvio Padrão	
NW-Suishi	40299,1	5491,2	R\$ 273.608,13
ODIN	41408,1	4415,5	R\$ 147.070,84

Nesse cenário os ganhos da operação com a política ODIN em relação à metodologia NW-Suishi são bastante expressivos. A geração hidrelétrica foi 2,8% superior e 19,6% menos volátil, o que resultou em uma redução de 46,6% no custo atualizado da operação.

Na Figura 35 apresentam-se as trajetórias de energia armazenada registradas na simulação com as duas políticas sob análise e é possível verificar um rápido esgotamento das reservas do parque gerador hidrelétrico, devido à escassez de vazões afluentes desse cenário. Ainda assim, a política ODIN, corroborando o seu comportamento na análise geral da seção 4.2.1, manteve níveis de armazenamento mais elevados, o que lhe garantiu maior produtividade e geração hidrelétrica média.

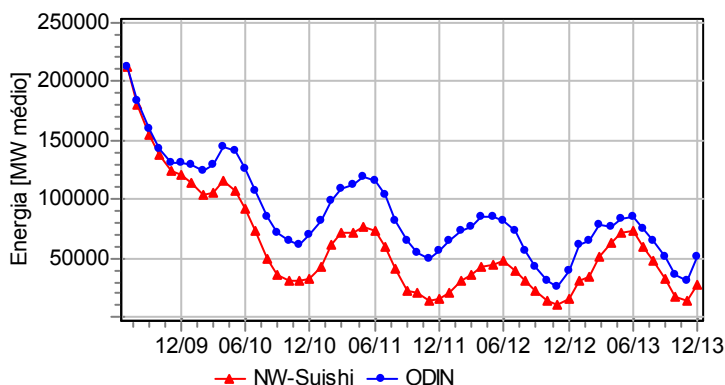


Figura 35: Energia armazenada do SIN para o cenário de vazões de 1952.

Sobretudo na expectativa de escassez de recursos hídricos, como neste cenário, as reservas mais elevadas de energia armazenada significam também maior segurança para o sistema, que encerra o período com 83,3% mais energia armazenada, uma diferença de aproximadamente 23 GW-médios.

Na Figura 36 encontram-se gráficos de balanço energético por subsistemas para as abordagens comparadas. Na coluna da esquerda os gráficos referem-se a abordagem NW-Suishi e, na coluna da direita, à abordagem ODIN.

É possível observar que há deficits de energia, ou seja, não atendimento dos mercados em todos os subsistemas em ambas as abordagens, sobretudo nos anos de 2011 e 2012. Contudo, a profundidade dos deficits declarados na simulação com a política ODIN são menores, como se pode observar no gráfico do subsistema SE/CO, onde os maiores deficit são de 9.415 MW-médios (10/2012) na solução NW-Suishi e 6.484 MW-médios (11/2011) na solução ODIN. Diferenças como esta na energia não suprida declarada pelos modelos tem forte impacto no custo da operação e explicam a grande diferença no custo médio atualizado.

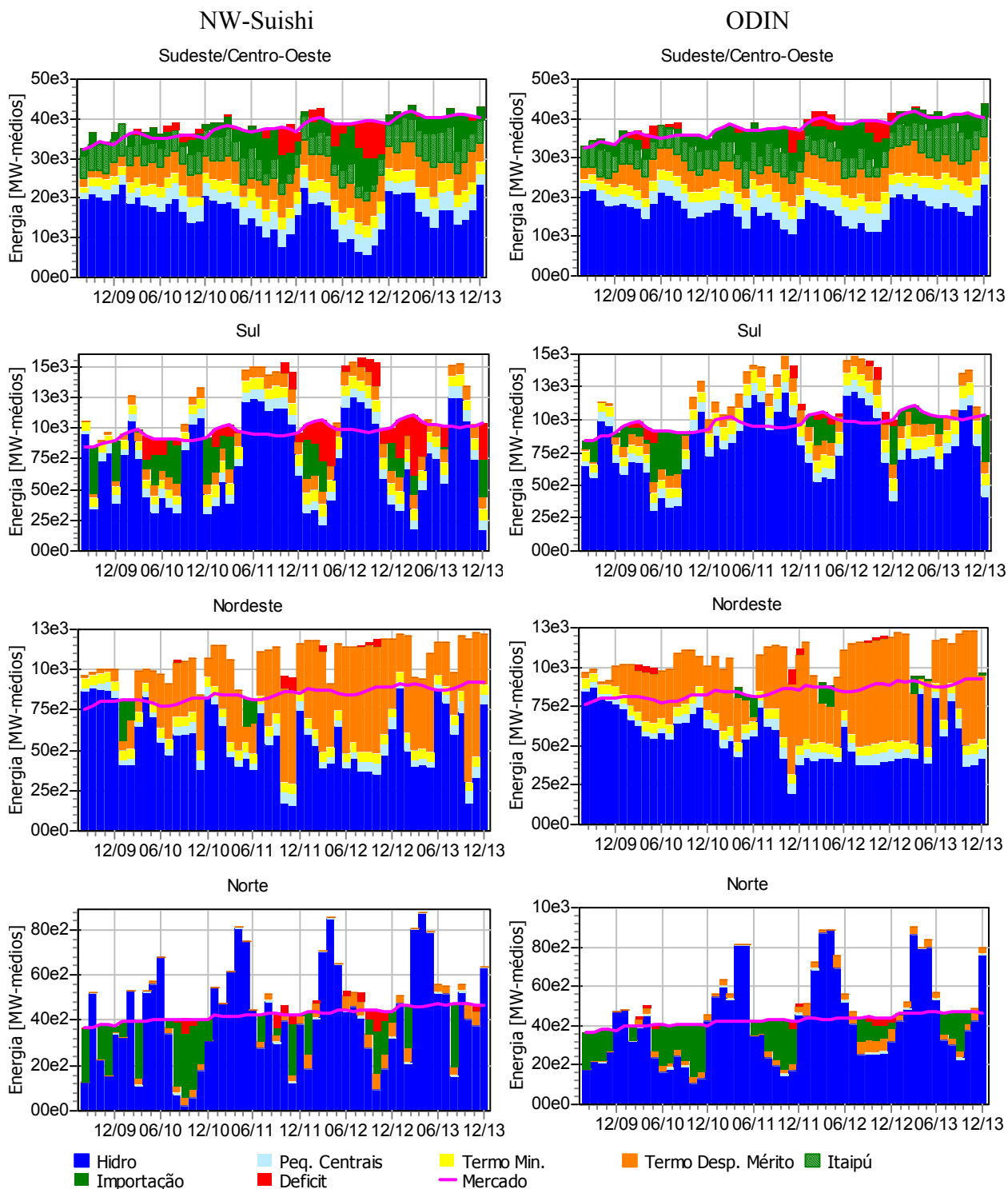


Figura 36: Balanços energéticos por subsistema para o cenário de vazões de 1952.

Houve uma acentuada redução do número de intervalos com deficit no subsistema SUL, na solução fornecida pela política operativa ODIN. Nessa solução 14 meses apresentam energia não suprida, em uma profundidade não superior a 985 MW-médios (11/2012), sendo

que na solução dada pelo modelo NW-Suishi, 27 dos 53 meses do período de planejamento apresentam déficits de energia, com um máximo de 4,8 GW-médios (03/2013).

Outro fator interessante a ser observado é a volatilidade das soluções fornecidas. Em todos os subsistemas, nota-se uma menor variabilidade nas trajetórias de geração hidrelétrica com a política operativa ODIN.

Destacam-se na solução NW-Suishi períodos como o de 09/2011 a 12/2011, no subsistema NE, quando a geração hidrelétrica em setembro é de 6,0 GW-Médios, cai para 1,7 e 1,6 GW-médios nos meses subsequentes e torna subir abruptamente em dezembro para 7,4 GW-médios. Variações de grande magnitude como estas são frequentes em todos os subsistemas, exceto no SE/CO, segundo a abordagem NW-Suishi. Na metodologia proposta, tais variações apresentam-se com menor intensidade e frequência como em 04/2012 no subsistema NE, quando a geração hidráulica tem um pico de 8,3 GW-médios após uma geração de 4,1 GW-médios e retorna para o partamar de 3,9 GW-médios no mês seguinte.

Variações mais suaves nas soluções são características de modelos não lineares que, em geral, são capazes de capturar melhor a dinâmica de problemas tipicamente não lineares com o de despacho hidrotérmico.

Bacia Especial: Paraíba do Sul

Uma importante contribuição desse trabalho foi o tratamento a usinas que possuem desvios ou a capacidade de bombeamento de água para outras UHEs. Existem duas bacias com essa característica localizadas próximos a grandes centros urbanos no País, são elas a Bacia do Paraíba do Sul, que drena mais de 50% do território do estado do Rio de Janeiro e a Bacia do Alto Tietê que abrange a região metropolitana de São Paulo. Esta última não foi incluída na simulação porque não foi possível ativar a opção que trataria essas usinas no modelo Suishi.

Essas bacias possuem capacidade de geração reduzida em relação à capacidade geral do SIN e não compartilham do objetivo global de minimização de custos da operação. Suas usinas operam com regras específicas a fim de atender objetivos estratégicos para as regiões onde se localizam como controle de cheias, abastecimento de água, atendimento a restrições ambientais e garantia de vazões mínimas para geração de energia em determinadas UHEs (CEPEL, 2007, ONS 2008).

O trabalho aqui realizado para inclusão dessas usinas especiais nos casos de estudo restringiu-se à extração das regras operativas que determinam defluências e desvios das usinas que compõem as bacias especiais para fins de simulação. Não houve o intuito de propor soluções alternativas ou otimizadas considerando os objetivos específicos já citados dessas bacias.

Para ilustrar a simulação da operação de bacias especiais, a seguir são apresentados os resultados para algumas usinas que compõem a Bacia do Paraíba do Sul no cenário hidrológico de 1952. Na Figura 37 são apresentados os gráficos de armazenamento das usinas com os maiores reservatórios dessa bacia, cujo objetivo da operação é garantir uma vazão mínima afluente à Usina Elevatória de Santa Cecília, imediatamente a jusante, para que esta possa desviar uma determinada vazão para a UHE de Santana ($160 \text{ m}^3/\text{s}$), mantendo uma dada defluência mínima ($90 \text{ m}^3/\text{s}$) para suas jusantes naturais no Rio Paraíba do Sul. Este valores são reduzidos para $119 \text{ m}^3/\text{s}$ e $71 \text{ m}^3/\text{s}$, respectivamente em situações de afluências críticas.

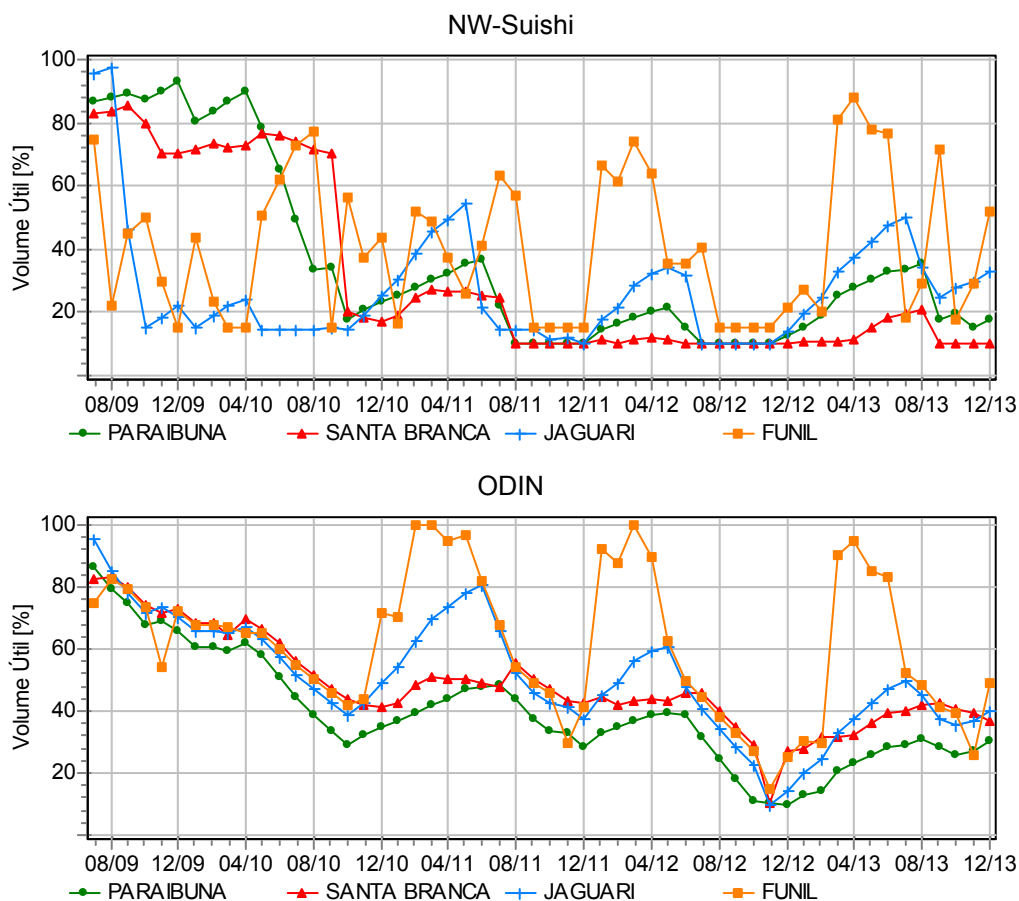


Figura 37: Reservatórios de acumulação da Bacia do Paraíba do Sul.

Pode-se observar que a política ODIN proporciona o esvaziamento paralelo dos reservatórios a fim de atender a vazão afluente meta da usina Santa Cecília, enquanto no modelo NW-Suishi o deplecionamento parece seguir uma ordem de prioridade, de montante para jusante, visto que o reservatório de Santa Branca atrasa seu deplecionamento até 10/2010 enquanto Paraibuna o faz de modo mais gradual a partir de 04/2010. Nota-se que no reservatório de Jaguari ocorre rápido esvaziamento até seu limite mínimo de 10% em 10/2009, sem recuperação ao longo do período de planejamento, e que na UHE Funil, última dessa cascata antes de Santa Cecília, o reservatório oscila atingindo seu mínimo operativo de 15% frequentemente.

O deplecionamento em paralelo, adotado na política ODIN preserva melhor os recursos da cascata, de modo que os reservatórios só atingiram seus mínimos operativos em 11/2012. Dessa forma, como se observa na Figura 38, o modelo ODIN foi capaz de cumprir as metas de defluência e desvio em Santa Cecília ao longo de todo o período de planejamento, mesmo sob um cenário de aflúências críticas.

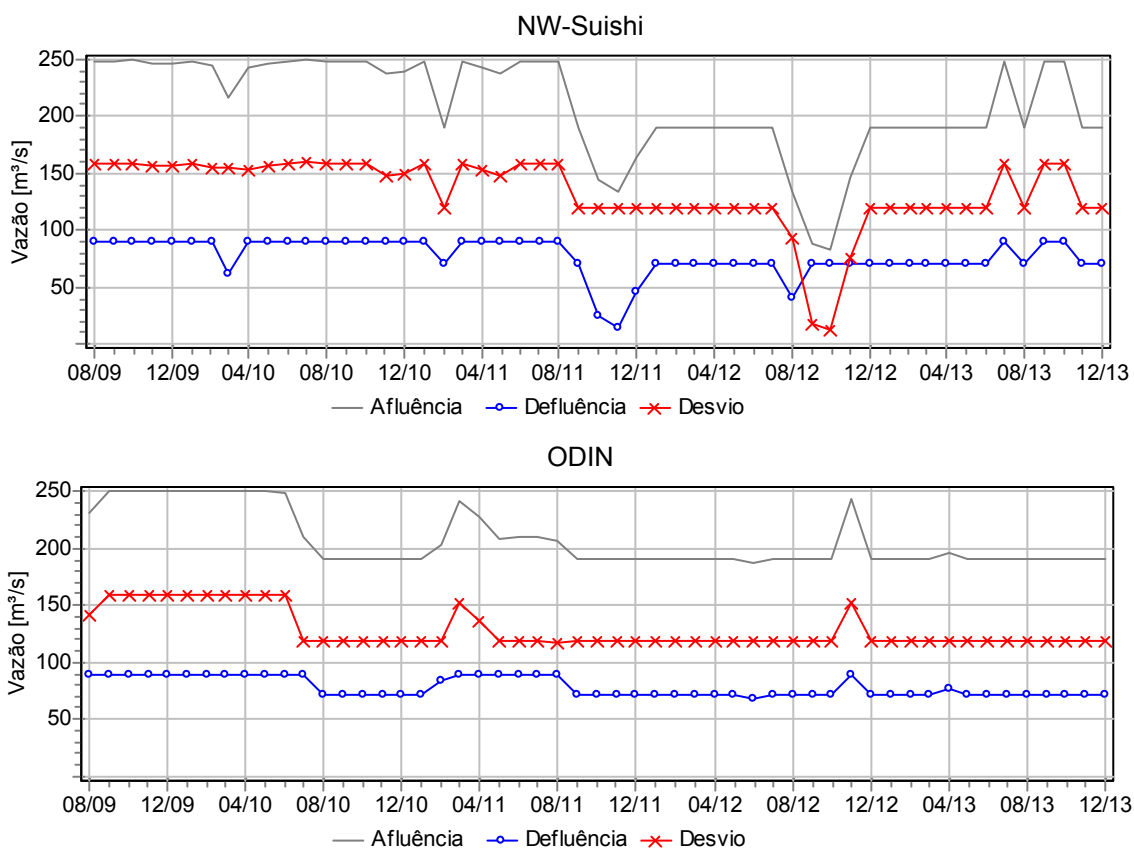


Figura 38: Decisões de vazão defluente e desviada na UHE Santa Cecília.

Seguindo as decisões de defluência e desvio informadas no modelo NW-Suishi não foi possível cumprir a meta de vazão afluenta mínima em Santa Cecília, resultando em violação da restrição de defluência mínima dessa usina ($71 \text{ m}^3/\text{s}$) de 10/2011 a 12/2011 e da meta de desvio mínimo ($119 \text{ m}^3/\text{s}$) de 08/2012 a 11/2012. Isso ocorreu devido ao esgotamento dos reservatórios a montante nesses períodos.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma alternativa para o planejamento da operação energética de sistemas de base hidrelétrica, como é o caso do sistema Brasileiro. A política proposta, denominada ODIN, utiliza um modelo de controle preditivo (MPC) que se baseia na otimização determinística e não linear, considerando o cenário de vazões mais provável para o período de planejamento, fornecido por um modelo de previsão de vazões.

Esse esquema determina uma solução em malha aberta para o planejamento da operação, à medida que, em tempo de simulação, o procedimento otimização-previsão é executado. A atualização da previsão e da solução ótima face ao estado atualizado do sistema e a inclusão de informações recentes de vazões passadas, garante ao esquema uma solução sub-ótima de boa qualidade.

A política ODIN foi aplicada para determinar o planejamento da operação energética em um caso de estudo composto por um único reservatório, para o qual a solução estocástica clássica baseada em programação dinâmica (PDE) também pôde ser aplicada.

Os resultados de simulação mostraram que a política de operação baseada em MPC fornece resultados de boa qualidade, na mesma região sub-ótima da solução por PDE. Esse desempenho é resultado do controle do volume de água armazenado no reservatório para elevar a produtividade da usina, garantindo elevada geração hidrelétrica e, conseqüentemente, menores custos de operação por complementação termelétrica. Uma característica intrínseca a esta metodologia é que, com o reservatório operando mais cheio o sistema ganha mais

segurança, para possíveis situações de escassez de recursos, entretanto tem menor reserva para acomodar possíveis vertimentos em situações de cheias.

Nessas condições, a principal vantagem da política proposta é que seu modelo detalhado é capaz de representar grande parte das não linearidades características do problema e pode ser aplicado a sistemas de grande porte sem a necessidade de simplificações adicionais. Outro fator é que essa abordagem dispensa a etapa de modelagem estocástica explícita das vazões, entretanto, se forem adotados modelos de previsão estocásticos, pode ser necessária uma etapa de ajuste e treinamento do previsor que pode consumir um tempo considerável, além de conhecimento especializado em séries temporais.

Uma inovação deste trabalho foi a constatação de que, como os modelos de previsão mensais apresentam expressiva degradação de desempenho ao longo do horizonte de previsão, e uma vez que a metodologia MPC exige um horizonte longo, compatível com a capacidade de regularização do sistema no contexto do planejamento hidrotérmico, um modelo de previsão anual desagregado em base mensal constitui uma alternativa de melhor desempenho.

Estudos no mesmo caso de único reservatório mostraram que a política proposta apresenta expressivo ganho de qualidade quando se utiliza um método de previsão anual que, fornecendo uma única previsão um passo a frente a cada estágio de simulação, realiza uma melhor estimativa da vazão total que estará disponível para o otimizador. Essa informação parece ser mais relevante para a tomada de decisão do que os valores específicos de cada mês.

A abordagem MPC foi então aplicada ao planejamento da operação do SIN, neste contexto denominada ODIN (Otimização do Despacho Interligado Nacional). Um caso de estudo com 144 usinas hidrelétricas e 138 usinas termelétricas foi constituído, considerando dados oficiais do PMO de Agosto de 2009 e as 72 séries hidrológicas contidas no histórico de vazões de 1931 a 2006. Para efeito de comparação, decisões de defluência por usina, fornecidas pelo modelo Suishi-O, acoplado ao modelo NEWAVE foram simuladas nas mesmas condições e representam a abordagem atualmente utilizada pelo SEB.

Os resultados mostraram que a abordagem proposta ODIN é capaz de gerar mais energia hidrelétrica, trabalhando com os reservatórios mais cheios e ganhando assim, maior produtividade. Nesse estudo de caso, um incremento de 1,7% na geração hidráulica em relação

à abordagem NEWAVE/Suishi significou uma redução de 48,3% no custo total atualizado da operação, indicando que essa redução é de natureza não linear.

Pela observação de gráficos de geração, energia armazenada e custo médios do SIN nos cenários de vazões simulados, verifica-se que a geração hidrelétrica acompanha o mercado e, juntamente com a energia armazenada, segue um padrão sazonal anual, conforme os períodos seco (maio a outubro) e úmido (novembro a abril). A solução NEWAVE/Suishi gera mais nas estações úmidas enquanto o modelo ODIN, beneficiando-se das reservas acumuladas de águas nos reservatórios, gera mais nas estações secas, quando então a redução na geração termelétrica incorre em expressiva redução de custos operativos.

Numa análise por subsistemas foi possível observar que a metodologia ODIN possibilita melhores reservas em energia armazenada, sobretudo nos subsistemas SUL, NE e NORTE. É também nesses subsistemas que houve maior redução no número de intervalos de tempo com energia não suprida, bem como na profundidade dos déficits, o que explica as grandes diferenças de custo operativo em relação à metodologia NEWAVE-Suishi.

Observando os resultados para algumas usinas esse estudo mostrou ainda que para usinas em cascata, a política operativa ODIN utiliza os reservatórios de cabeceira para regularizar as vazões ao longo do rio, deixando os reservatórios das usinas à jusante mais cheios, garantindo-lhes maior produtividade.

De modo geral, foi possível verificar que as características da política operativa baseada em MPC levantadas no estudo de uma UHE são mantidas no estudo relativo ao planejamento do SIN trazendo benefícios não só econômicos, mas relativos à segurança da operação.

Ainda no contexto do planejamento da operação energética do SIN, este trabalho contribuiu para a formulação de um modelo mais completo que aborda a grande maioria das particularidades do parque gerador brasileiro consideradas nos dados oficiais utilizados pelo SEB. Entre as inovações cabe destacar questões de expansão do parque gerador como a motorização e enchimento de volume morto; o tratamento a usinas com operação especial, como aquelas que envolvem desvios e bombeamentos; e a reformulação das heurísticas para cálculo de resultados por subsistemas considerando limites de suas interligações.

Trabalhos futuros devem incluir a utilização de modelos de previsão de vazões baseados em inteligência artificial, com base anual, já que este tipo de previsor se mostrou promissor no estudo de uma UHE. Para possibilitar a utilização de tal modelo no planejamento da operação do SIN, deve-se conceber abordagens de considerem o acoplamento espacial entre as UHEs e realizem o ajuste de forma global e não para cada UHE do sistema.

Pretende-se ainda revisar e pesquisar formas alternativas de estimar o custo marginal da operação dado um contexto de simulação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Allgower, F. e Zheng, A. (2000) “Nonlinear Model Predictive Control”, Birkhäuser Basel, Boston.

Alvarez, M., Cuevas, C.M., Escudero, L.F., Fuentes, J.L., Garcia, C., Pietro, F.J., (1994) “Network Planning under Uncertainty with an Application to Hydropower Generation”, TOP - Trabajos de Investigación Operativa, vol. 2, n.1, pp. 25-58.

ANEEL (2009) “Atlas de Energia Elétrica do Brasil”, Agencia Nacional de Energia Elétrica, MME, 3ª ed., Brasilia.

Araripe, N.T., Cotia, C.B., Pereira, M.V., Kelman, J. (1985) “Comparison of Stochastic and Deterministic Approaches in Hydrothermal Generation Scheduling”, IFAC Electric Energy Systems, pp. 201-206.

Arvanitidis, N.V. e Rosing, J. (1970a) “Composite Representation of a Multireservoir Hydroelectric Power System”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, PAS-89, vol. 2, pp. 319-326.

Arvanitidis, N.V. e Rosing, J. (1970b) “Optimal Operation of Multireservoir System Using a Composite Representation”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, PAS-99, vol. 2, pp. 327-335.

Atiya, A. F., El-Shoura, S. M., Shaheen, S. I. e El-Sherif, M. S. (1999) “A Comparison Between Neural-Network Forecasting Techniques—Case Study: River Flow Forecasting”, IEEE Tran. Neural Networks, vol. 10, pp. 402-409.

Ballini, R., Andrade, M., Soares, S. (1998) “An Adaptive Neural Fuzzy Network Model for Seasonal Streamflow Forecasting”, In: Vth Brazilian Symposium on Neural Networks, Belo Horizonte, vol. 1, pp. 215-219.

Ballini, R. (2000) “Análise e Previsão de Vazões Utilizando Modelos de Séries Temporais, Redes Neurais e Redes Neurais Nebulosas”, Tese de Doutorado, FEEC/UNICAMP, Campinas, SP.

Ballini, R., Andrade, M. G., Soares, S. (2001) “Multi-Step-Ahead Monthly Streamflow Forecasting by a Neurofuzzy Network Model”, In: Joint 9th International Fuzzy Systems

Association World Congress and 20th North American Fuzzy Information Processing-IFSA/NAFIPS, IEEE. Piscataway, vol. 2, pp. 992-997.

Bellman, R. (1962) "Dynamic Programming", Princeton University Press, Princeton, NJ.

Bertsekas, D.P. (1987) "Dynamic Programming: Deterministic and Stochastic Models", Prentice-Hall, NJ.

Bissonnette, V., Lafond, L, Côté, G. (1986) "A Hydro-Thermal Scheduling Model for the Hydro-Quebec Production System", IEEE Transactions on Power Systems, PWRS-1, vol. 2, pp. 204-210.

Boshier, J.F. e Reed, E.G. (1981) "Stochastic Single Reservoir Models for Long-Term Scheduling of Hydrothermal Power Systems", Planning Division Internal Report, New Zeland Ministry of Energy.

Bryson, A. E., Jr., e Ho, Y. C. (1975) "Applied Optimal Control" Washington, DC: Hemisphere Publishing Corp.

Butcher, W.S. (1971) "Stochastic Dynamic Programming for Optimum Reservoir Operation", Water Resources Bulletin, vol 7, no. 1, pp. 115-123.

Camacho, E.F. e C. Bordons, C (2004) "Model Predictive Control" Springer, Berlin.

Carvalho, M. e Soares, S. (1987) "An efficient hydrothermal scheduling algorithm", IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-2, vol. 3, pp. 537-542.

CEPEL/ELETRORÁS (1977) "Modelo de Programação Dinâmica Estocástica para a Operação de Sistemas Hidrotérmicos", Relatório técnico CEPEL no. 144/77.

CEPEL (2007) "Manual de Referência do Modelo do Suishi-O", Apêndice A, vol. 6, no.11, pp. 65-94

Chiu, S. (1994) "A cluster estimation method with extension to fuzzy model identification". Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems, Orlando - Florida, USA, vol. 2, pp. 1240-1245.

Cicogna, M. A. (1999) "Modelo de Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos a Usinas Individualizadas Orientado por Objetos", Dissertação de Mestrado, UNICAMP, Campinas, SP.

Cicogna, M. A. (2003) "Sistema de Suporte à Decisão para o Planejamento e a Programação da Operação de Sistemas de Energia Elétrica", Tese de Doutorado, FEEC/UNICAMP, Campinas, SP.

Cruz Jr., G. e Soares, S. (1996) "Non-Uniform Composite Representation of Hydroelectric Systems for Long-Term Hydrothermal Scheduling", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 11, no. 2, pp. 701-707.

Dagli, C.H. e Miles, J.F. (1980) "Determining Operating Policies for a Water Resources System", Journal of Hydrology, vol. 47, pp. 297-306.

Dembo, R.S., Chiarri, A., Paradinas, L., Gomes, J. (1990) "Managing Hydroelétrica Española's Hydroelectric Power System", Interfaces vol. 20, pp. 115-135.

Dembo, R.S. (1991) "Scenario Optimization", Annals of Operations Research, pp. 63-80.

- Duran, H., Pueh, C., Dias, J., Sanches, G. (1985) "Optimal Operation of Multireservoir System Using an Aggregation-Decomposition Approach", *IEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 104, no. 8, pp. 2086-2092.
- El-Hawary, M.E. e Christensen, G.S. (1979) "Optimal Economic Operation of Electric Power System", Academic Press, pp. 11-21.
- Escudero, L.F., Fuente, J.L., Garcia, C., Pietro, F.J. (1996) "Hydropower Generation Management Under Uncertainty via Scenario Analysis and Parallel Computation", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 2, pp. 683-689.
- Gablinger, M. e Loucks, D.P. (1970) "Markov Model for Flow Regulation", *Journal of the Hydraulics Division, ASCE 96 (HYI)*.
- Gomide, F. A. C., Figueiredo, M., Pedrycs, W. (1995) "A neural fuzzy network: Structure and Learning", In: *Fuzzy Logic and Its Applications, Information Sciences and Intelligent Systems*, Netherlands, Bien, Z. and Min, K., Kluwer Academic Publishers, pp. 177-186
- Gunckel, T. F. e Franklin, G. F. (1963) "A General Solution for Linear Sampled-Data Control Systems", *Transactions of ASME, 85D*, p. 197.
- Hall, W.A. e Esogbue, A. (1968) "Optimization of the Operation of a Multipurpose Reservoir", *Water Resources Research*, vol. 4, no. 3, pp. 471-476.
- Hanscom, M.L., Lafond, L., Lasdon, L.S., Pronovost, G. (1980) "Modeling and Resolution of the Deterministic Mid-Term Energy Production Problem for Hydro-Quebec System", *Management Science*, vol. 26, pp. 659-688.
- Harboe, R.C., Mobasheri, F., Yeh, W. (1970) "Optimal Policy for Reservoir Operation", *Journal of the Hydraulics Division, ASCE 96 (HYI)*.
- Jacobs, R., Jordan, M., Nowlan, S., Hinton, G. (1991) "Adaptive Mixture of Local Experts", *Neural Computation*, vol. 3, no. 1, pp. 79-87.
- Johnson, S. A., Stedinger, J. R., Staschus, K. (1991) "Heuristic Operating Policies for Reservoir System Simulation", *Water Resour. Res.*, vol. 27, no. 5, pp. 673-685.
- Joseph, P. D. e Tau, J. T. (1961) "On Linear Control Theory", *Transactions of AIEE, Parte III*, vol. 80, no. 18, pp. 193-196.
- Karamouz, M., Houck, M.H. (1987) "Comparison of Stochastic and Deterministic Dynamic Programming for Reservoir Operating Rule Generation", *Water Resources Bulletin - American Water Resources Association*, vol. 23, no. 1, pp. 1-9.
- KOHONEN, T. (1997) "Self-Organizing Maps", 2 ed., Springer.
- Labadie, J. W. (2004) "Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review", *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 130, no. 2, pp. 93-111.
- Lamond, B.F. e Boukhtouta, A. (1996) "Optimizing long-term hydro-power production using Markov decision processes", *International Transactions in Operational Research*, vol. 3, pp. 223-241.
- Luna I., Soares S., Magalhães M. H., Ballini R. (2005) "Previsão de Vazões utilizando Redes Neurais Recorrentes, Congresso Brasileiro de Redes Neurais - CBRN'05, Natal.

- Luna, I., Soares, S., Ballini, R (2007) “A Constructive vs. an Online Approach for Time Series Prediction”, IEEE Proc. of the North American Fuzzy Information Processing Society Meeting – NAFIPS’07. pp. 256-261.
- Maceira, M. E. P., Marcato, R. M.; Marcato, A. L. M.; Costa, V. M.; Duarte, V. S. (2003) “Comparação entre Abordagens Estocástica e Determinística no Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas Hidrotérmicos Interligados”, In: XVII SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2003, Uberlândia, MG.
- Marques, T.C. (2006) “Uma Política Operativa A Usinas Individualizadas Para o Sistema Interligado Nacional”, Tese de Doutorado, FEEC/UNICAMP, Campinas, SP.
- Martinez, L. (2001) “Políticas de Controle Malha Fechada e Malha Aberta no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos”, Tese de Doutorado, FEEC/UNICAMP, Campinas, SP.
- Martinez, L. e Soares, S., (2002) “Comparison Between Closed-Loop and Partial Open-Loop Feedback Control Policies in Long Term Hydrothermal Scheduling”, IEEE Transactions on Power Systems, vol. 17, no. 2, pp. 330-336.
- Matos, V.L., FINARDI, E.C., SILVA, E.L. (2008) “Comparison Between the Use of Energy Equivalent Reservoirs per Subsystem and per Cascade in the Long Term Operational Planning in Brazil”, In: International Conference on Engineering Optimization, Rio de Janeiro.
- Mulvey, J.M., e Ruszczyński, A. (1995) “A New Scenario Decomposition Method for Large-Scale Stochastic Optimization”, Operations Research, vol. 43, pp. 477-490.
- Nie, J. (1997) “Nonlinear time-series forecasting: A fuzzy-neural approach”, Neurocomputing vol. 16, pp. 63–76
- Oliveira, G.G. e Soares, S. (1995) “A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydrothermal Scheduling”, IEEE Transactions on Power Systems, vol.10, no. 3, pp. 1635-1641.
- Oliveira, A. R. L., Soares, S., Nepomuceno, L. (2003) “Optimal Active Power Dispatch Combining Network Flow and Interior Point Approaches”. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 18, no. 4, pp. 1235-1240.
- ONS (2008) “Diretrizes Para As Regras De Operação De Controle De Cheias - Bacia Do Rio Paraíba Do Sul (Ciclo 2008-2009)”, RE 3/184/2, Rio de Janeiro – RJ.
- Papageorgiou, M. (1988) "Certainty Equivalent Open-Loop Feedback Control Applied to Multireservoir Networks", *IEEE Trans. Autom. Contr.*, vol. 33 no.4, pp 392-399.
- Pedrycz, W. (1993) “Fuzzy Control and Fuzzy System”, John Wiley & Sons, Inc., New York, EUA.
- Pereira, M.V.F. e Pinto, L.M.V.G. (1985) “Stochastic Optimization of Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach”, Water Resources Research, vol. 21, no. 6, pp. 779-792.
- Pereira, M.V.F. (1989) “Optimal Stochastic Operations Scheduling of Large Hydroelectric Systems”, International Journal of Electric Power and Energy Systems, vol. 11, no. 3, pp. 161-169.

- Pereira, M. V. F. e L. Pinto (1991) "Multistage Stochastic Optimization Applied to Energy Planning", *Mathematical Programming* vol. 52, no. 2, pp. 359-375.
- Philbrick Jr., C.R. e Kitanidis, P.K. (1999) "Limitations of Deterministic Optimization Applied to Reservoir Operations", *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 125, no. 3, pp. 135-142.
- Rodrigues, M.A.M, Maceira, M.E.P., Ross, R.P.D., Kopiler, A., Tito, F.L., Henriques, L.A.C., Castro, A., Araújo, A.C.P., Zarur, P.D., Mello, J.C.O., Andrades, D.B. (2001) "Sistema de Encadeamento de Modelos Energéticos", In: XVI Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Campinas, SP.
- Root, J. G. (1969) "Optimum Control of Non-Gaussian Linear Stochastic Systems with Inaccessible State Variables", *SIAM Journal on Control*, vol 7, no. 5, pp. 317-323.
- Rosenthal, R. (1981) "A Nonlinear Network Flow Algorithm for Maximization of Benefits in a Hydroelectric Power System", *Operations Research*, vol. 29, no. 4, pp. 763-786.
- Rossiter, J. A. (2003) "Model-based Predictive Control: A practical approach", CRC Press.
- Saad, M. e Turgeon, A. (1988) "Application of Principal Component Analysis to Long-Term Reservoir Management", *Water Resources Research* vol. 24, pp. 907-912.
- Saad, M., Turgeon, A., Stedinger, L.R. (1992) "Censored-data Correlation and Principal Component Dynamic Programming", *Water Resources Research*, vol. 28, pp. 2135-2140.
- Sales, P. R. H., Vieira, A. M. e Lopes, A. L. (1984) "Modelagem de Vazões Médias Mensais Tendo em Vista a Obtenção de Previsões Segundo a Metodologia Yevjevich / Box & Jenkins". In: Seminário Internacional de Hidrologia e Hidráulica, Assunção, Paraguai.
- Silva, E.L. e Finardi, E.C. (2003) "Parallel Processing Applied To the Planning of Hydrothermal Systems", *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 14, no. 8, pp. 721-729.
- Siqueira, T. G. (2003) "Comparação entre Programação Dinâmica Estocástica Primal e Dual no Planejamento da Operação Energética", Dissertação de Mestrado, FEEC/UNICAMP, Campinas, SP.
- Siqueira, T. G., Zambelli, M.S., Cicogna, M.A., Soares, S. (2006) "Effects of Streamflow Modeling in Stochastic Dynamic Programming for Long Term Hydrothermal Scheduling", X SEPOPE - Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica, Florianópolis, SC.
- Solomatine, D.P. e Siek, M.B. (2006) "Modular Learning Models in Forecasting Natural Phenomena", *Neural Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 215-224.
- Sriebel, C. (1965) "Sufficient statistics in the optimal control of stochastic systems", *Journal on Mathematical Analysis and Applications*, vol. 12, pp. 576-592.
- Takagi, T. e Sugeno, M. (1985) "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 1, pp. 116-132.

Tejada-Guibert, J. A., S. A. Johnson, e J. R. Stedinger (1993) “Comparison of Two Approaches for Implementing Multireservoir Operating Policies Derived Using Stochastic Dynamic Programming”, *Water Resour. Res.*, vol. 29, no. 12, pp. 3969–3980.

Terry, L.A., CEPEL, DENE/DPE/ELETROBRÁS e DEOP/DOS/ELETROBRÁS (1980) “Modelo a Sistema Equivalente - Descrição Geral, Relatório Técnico”, CEPEL-ELETROBRÁS.

Torabi, M. e Mobasheri, F. (1973) “A Stochastic Dynamic Programming Model for the Optimal Operation of a Multi-Purpose Reservoir”, *Water Resources Bulletin*, vol. 9, no. 6, pp. 1089 - 1099.

Tse, E. e Bar Shalom, Y. (1975) “Generalized certainty equivalence and dual effect in stochastic control”, *IEEE Transactions on Optimal Control*, AC-20, vol. 6, pp. 817–819.

Toscano, A.E. (2009) “Comparação entre os modelos NEWAVE e ODIN no planejamento energético do Sistema Interligado Nacional”, Dissertação de Mestrado, FEEC/UNICAMP, Campinas-SP

Turgeon, A. e Charbonneau, R. (1988) “An Aggregation-Disaggregation Approach to Long-Term Reservoir Management”, *Water Resources Research*, vol. 34, no.12, pp. 3585-3594.

Yeh, W. (1985) “Reservoir Management and Operations Models: A State of the Art Review”, *Water Resources Research*, vol. 21, no. 12, pp. 1797-1818.

Zambelli, M. (2006) “Planejamento Da Operação Energética Baseado em Curvas-Guias de Armazenamento”, Dissertação de Mestrado, FEEC/UNICAMP, Campinas-SP.

Zealand, C. M., Burn, D. H., Simonovic, S. P. (1999) “Short Term Streamflow Forecasting Using Artificial Neural Networks”, *Journal of Hydrology*, vol. 214, no. 1, pp. 32–48.

ANEXO A

ARTIGOS PUBLICADOS

M. Zambelli, S. Soares. “A Predictive Control Approach for Long Term Hydrothermal Scheduling” In: IEEE PES 2009 Power Systems Conference & Exposition, Seattle, USA, March 15-18, 2009.

M. Zambelli, I. Luna, S. Soares. “Long-Term Hydropower Scheduling Based on Deterministic Nonlinear Optimization and Annual Inflow Forecasting Models” In: 2009 IEEE Bucarest Power Tech, Bucarest, Romania, June 28 – July 02, 2009.

M. Zambelli, I. Luna, S. Soares. “Predictive Control Approach for Long-Term Hydropower Scheduling Using Annual Inflow Forecasting Model” In: IFAC Symposium on Power Plants and Power Systems Control, Tampere, Finlândia, July 5-8, 2009.

A. Toscano, M. Zambelli, M. Kadowaki, S. Soares, R. Guedes, L. Nogueira, E. Santos. “Estudo Comparativo entre Modelos Estocástico e Determinístico para o Planejamento da Operação Energética do Sistema Interligado Nacional” In: V Congresso de Inovação tecnológica em Energia Elétrica, Belém, Brasil, Junho 22-24, 2009.

M. Zambelli, F. R. Odriozola, S. Soares, E. F. Santos, J. P. F. Estrócio “Procedimento Operativo de Nível Meta por Modelo de Otimização Não Linear” In: XX SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Recife, Brasil, 2009

A Predictive Control Approach for Long Term Hydrothermal Scheduling

Mônica S. Zambelli, *IEEE Member*, Secundino Soares, *IEEE Senior member*

Abstract— This paper presents a predictive control approach for long-term generation scheduling of hydro-thermal power systems. The approach is based on an open-loop feedback control scheme that uses a neural fuzzy network forecasting model, for handling the stochastic nature of inflows, and a deterministic nonlinear optimization model, to determine the discharge decisions to be implemented. As a consequence, inflow correlations on time can be represented by nonlinear relationships, and hydropower generation and thermal fuel cost can be handled by nonlinear functions, allowing a more precise modeling of the problem. A simulation model was also developed for performance assessment of the proposed approach. A comparison with the classical stochastic dynamic programming approach, in the case of single reservoir systems, revealed that the latter and the proposed approach perform similarly. The approach was also applied to a multi-reservoir system composed of 19 hydro plants and 10 reservoirs corresponding to a major cascade of the Brazilian power system. The results show that the proposed approach performs as well as in the single reservoir case study.

Index Terms— fuzzy neural networks, hydrothermal scheduling, optimization, forecasting model, stochastic dynamic programming.

I. INTRODUCTION

THE long term hydrothermal scheduling (LTHS) problem is quite complex due to aspects such as the long-term horizon to be analyzed, the operational interconnection between hydro plants in the same cascade, the nonlinear nature of hydropower production and thermal fuel cost functions, and specially the stochastic nature of water inflows.

To cope with the stochastic nature of the LTHS problem, one common approach is to consider the randomness of inflows by their probability distribution functions and apply classical optimization techniques based on stochastic dynamic programming (SDP) [1]. For multi-reservoir systems, however, the approach would require some sort of simplification due to the well known “curse of dimensionality” associated with SDP problems [2]. A common simplification consists of using aggregated

composite models to represent the hydro system [3][5][6][7] and/or the use of Bender’s decomposition [8] for solving the SDP recursive equation, assuming the problem linearization [9]. The approach adopted by the Brazilian ISO is based on both simplifications.

One alternative also largely applied is based on the solution of a deterministic model within the framework of scenario techniques. In this approach, the solution of the stochastic problem is obtained from the solutions of the deterministic model for a set of different scenarios representing the stochastic nature of inflows [10][11][12].

Another effective approach based on automatic control techniques is the open loop feedback control policy [4]. Tests with single reservoir systems indicate a similar performance to SDP. The advantage of this approach is that it does not require manipulations in the case of multi-reservoir systems, which is quite important when large-scale hydrothermal power systems are involved.

This paper extends the use of open loop feedback control techniques to solve the LTHS problem by using a neural fuzzy network model to handle the nonlinear autoregressive relationships present in the stochastic nature of inflows, and a nonlinear deterministic optimization model to obtain the optimal hydrothermal scheduling, resulting a suitable approach for LTHS problems no matter its size or complexity.

To state a comparison in a case study with a single hydro plant system, the classical stochastic dynamic programming technique was also applied. Moreover, a realistic multi-reservoir case study with one of the most important Brazilian river basins evaluates the application of the proposed approach on a large-scale hydrothermal power system.

The paper is organized as follows: Section II describes the deterministic formulation of the problem. In Section III the proposed approach is introduced and both optimization and inflow forecasting models are described. Section IV presents the case studies performed and Section V state the conclusions.

II. PROBLEM FORMULATION

The deterministic version of the LTHS can be formulated as the following nonlinear programming problem:

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

This work was supported in part by Fapesp and CNPq.

M. Zambelli is a PhD Student and S. Soares is a PhD Professor at School of Electrical and Computer Engineering, University of Campinas, Brazil (e-mail: monica(dino)@cose.fee.unicamp.br).

Subject to:

$$z_t + p_t = D_t \quad \forall t \quad (2)$$

$$z_t = \sum_{j=1}^J z_{j,t} \quad \forall t \quad (3)$$

$$Z_{j,t}^{\min} \leq z_{j,t} \leq Z_{j,t}^{\max} \quad \forall j,t \quad (4)$$

$$p_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (5)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} \quad \forall i,t \quad (6)$$

$$h_{i,t} = \phi_i(x_{i,t}^{med}) - \theta_i(u_{i,t}) - \xi_i(q_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (7)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad \forall i,t \quad (8)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \cdot \gamma_t \quad \forall i,t \quad (9)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i,t \quad (10)$$

$$X_{i,t}^{\min} \leq x_{i,t} \leq X_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (11)$$

$$u_{i,t} \geq U_{i,t}^{\min} \quad \forall i,t \quad (12)$$

$$Q_{i,t}^{\min} \leq q_{i,t} \leq q_{i,t}^{\max}(h_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (13)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i,t \quad (14)$$

where, t is the index of the time interval (month); i refers to a given hydro plant; j refers to a given thermal plant; T is the number of time intervals in the optimization period; Ψ_j is the operation cost function of the thermo plant j (in \$); D_t is the system load demand (in average MW); p is the hydro power generation (in MW); z is the thermal power generation (in MW) limited to a minimum $Z_{j,t}^{\min}$ imposed by contracts or operation constraints, and a maximum $Z_{j,t}^{\max}$, the available power capacity; x is the water storage (in hm^3), limited to $X_{i,t}^{\min}$ and $X_{i,t}^{\max}$, its lower and upper bounds; u is the water release from the reservoir (in m^3/s), with a minimum value of $U_{i,t}^{\min}$; q is the water discharge through the turbines (in m^3/s), with a minimum value of $Q_{i,t}^{\min}$ and a maximum of $q_{i,t}^{\max}$ which is a function of the water head; v is the water spillage from the reservoir (in hm^3); k is a constant factor representing the product of water density, gravity acceleration and average turbine/generator efficiency (in $MW/(m^3/s)m$); ϕ_i is the forebay elevation function (in m); θ_i is the tailrace elevation function (in m); ξ_i is the penstock head loss function of the hydro plant (in m); y is the incremental water inflow into the reservoir (in m^3/s) and γ_t is a constant factor that converts flow from (m^3/s) into ($hm^3/month$);

The hydro generation at interval t , represented by (6), is a nonlinear function of water storage in the reservoir, water discharge through the turbines and water spillage from the reservoir.

Equality constraints in (9) represent the water balance in the reservoir, where terms such as evaporation and infiltration have not been considered for the sake of simplicity. Lower and upper bounds on variables, expressed by constraints (11)-(14) are imposed by the physical operational constraints of hydro plants, as well as by constraints associated with multiple uses of water.

III. PREDICTIVE CONTROL APPROACH

The predictive control (PC) approach for solving problem (1)-(14) is an open-loop feedback control operation policy [4] based on an inflow forecasting model and a deterministic nonlinear optimization model. In PC, at each time interval (month), the forecasting model provides an inflow sequence during a given optimization horizon, and the optimization model provides the optimal discharge solutions during that time horizon considering the forecasted inflow sequence. Hence, the optimal discharge at the first time interval of the optimization model is then implemented as the PC discharge decision for the current time interval.

This procedure constitutes the decision making process of the proposed PC approach.

In order to assess the efficiency of the proposed operation policy, a simulation model has been implemented where, at each time interval of the simulation horizon, the discharge decisions, given by the PC approach, are implemented. This means that at each time interval of the simulation procedure, the forecasting and optimization models should be executed over the optimization horizon in order to obtain the discharge decision to be implemented.

This procedure assures a feedback control scheme since at each time interval the forecasting model updates the inflows forecasting sequence by taking into account the last inflow that occurred during the simulation. Furthermore, at each time interval the optimization model updates the discharge decision as a consequence of the new inflow forecasting sequence and the new initial reservoir storage, resulting from the water balance performed by the simulation model.

A scheme of the predictive control operational policy for the LTHS model is shown on Fig. 1 where, for a given time interval t of the planning horizon T , the hydro system is observed and the reservoir storage levels $x_{i,t-1}$ are taken as initial condition for the deterministic optimization model that must solve the LTHS problem for an optimization horizon $[t, T^*]$. This optimization is accomplished considering the inflow sequence y_{i,t,T^*}^* supplied by the inflow forecast model for this same horizon and the first interval solution $q_{i,t}^*$ is selected as the decision of the operational policy and will be implemented in the simulation. In the next time interval $t+1$, the resulting state of the system $x_{i,t}$ is observed and the inflow prediction is updated given the past information $y_{i,t-1,t-1}$,

including the last simulated inflow. This forecasting-optimization procedure is repeated until the end of the planning horizon.

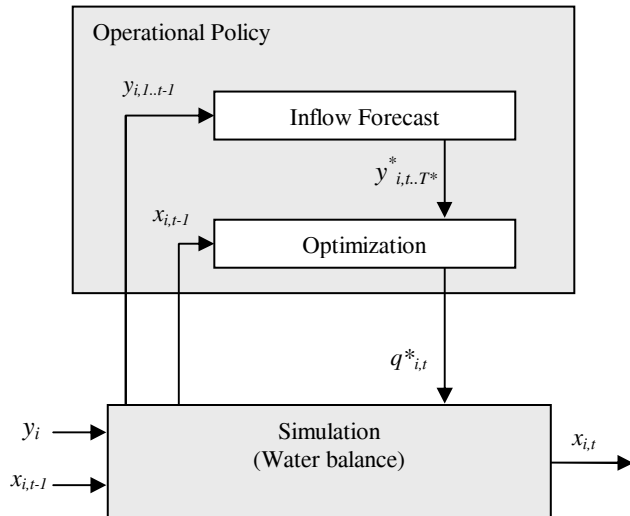


Fig. 1. Predictive Control Scheme.

The general idea of predictive control is totally independent of the optimization and forecast models chosen. However for a specific application one must carefully choose the most suitable models in order to obtain better results.

In addition, some important considerations regarding the optimization and the inflow prediction models are exposed in the next topics.

A. Inflow Forecasting Model

Artificial Neural Networks (ANN) have been widely suggested for time series analysis because of their ability to deal with nonlinear input-output relationship [15][16]. Indeed, ANN models have shown to be an effective alternative for statistical inflow forecasting models [17][18][19][21][24].

In this context, Neural Fuzzy Networks (NFN) is a method combining the advantages of the ANN and fuzzy logic approaches in a single integrated decision-making system [30]. It joins the capabilities of learning, generalization, association and parallel computation of the ANN with the capabilities of knowledge representation and reasoning of fuzzy logic. This approach has been successfully applied to several problems including time series forecasting [22][23][31].

The NFN used in this paper for inflow prediction is the adaptive neural fuzzy network model (ANFN) [17]. In these networks the essential parameters for modeling a fuzzy system, such as fuzzy rules and membership functions, are learned through a constructive learning method that adds neurons to the network structure as new knowledge is necessary.

Also, one expected behavior of ANN applied to time series forecasting is that the forecasting errors should increase with the forecast horizon, this is due to the limited capacity of past and present tenses to predict the accumulation of unexpected

random variables that occurs as we go far from the present towards the future. Indeed, it is reasonable to expect that, as the forecast horizon grows, the forecast error tends to be closer to the unconditional variance of the series [20].

B. Optimization Model

For the purpose of simulation, in an open-loop feedback control framework the decision process has to be repeated for each time interval in order to update the storage in the reservoirs. Thus a robust and efficient tool is crucial for solving the deterministic version of the LTHS problem since it must run for several times, especially when the simulation considers inflow scenarios.

In this context, several techniques have been suggested for the solution of this problem, including nonlinear programming and network flow approaches [25][28][13][14]. More recently, the option for using interior point methods, which are especially efficient for solving large scale optimization problems, has arise[9][32][33].

The optimization model adopted in this paper uses a network flow technique to solve the hydro part of the problem (5)-(14) [13], leaving the thermal part (3)-(4) to be determined afterwards by economic dispatch [27].

C. Predictive Control Design

One important aspect in the design of the PC approach is the contour condition of the optimization model. In other words, what optimization horizon and final reservoir storage should be adopted?

For a planning horizon of T time intervals, T optimizations must be executed, so that the longer the optimization horizon, the longer is the response's computational time. Besides that, as exposed earlier, inflow forecasting models tend to lose quality in many steps-ahead forecasting. However, for small horizons the imposed final reservoir storage can interfere in the results of the optimization.

From the analysis of the optimal solution provided by the deterministic optimization model over the whole inflow historical data, it can be seen that the optimal hydro storage should be around the maximum at the beginning of each dry season [4].

With this in mind, the contour condition implemented in the present PC approach adopts an optimization horizon ending at the beginning of the next dry season with the final reservoir storage at their maximum. This means that the optimization horizon is variable depending on the current interval (month). For example, for the Southeast Brazilian river basin, the dry season begins at May, so any optimization must end at April with reservoirs full. Therefore, for a given time interval corresponding to the month of September, for instance, the optimization horizon T^* would be 20 months.

IV. CASE STUDIES

The predictive control approach was applied for the LTHS of two case studies. First, case study A presents a single hydro plant system, in which a classic stochastic dynamic

programming technique was also applied. Then, case study B presents a realistic case with one of the most important Southeast Brazilian river basins, illustrating the application of the proposed approach in a multi-reservoir system.

For case study A, Emborcação hydro plant, at the top of river was chosen. With an installed capacity of 1192 MW and a storage capacity over 17800 hm³, it is one of the most important plants in the basin. In order to get a balanced hydrothermal system, the thermal plant capacity, in MW, was considered equal to the installed capacity of the hydro plant, and the load demand was assumed constant and equal to half the installed capacity of the systems.

In the SDP policy, a time correlation of lag-one was assumed [26]. In this case, the discretization adopted for state variable (storage) was 100 and for the control variable a local search technique dismisses the discretization. The stochastic variable (inflow) probability function was modeled to fit a lognormal conditional distribution with 10 discrete values.

Once the SDP takes advantage of the knowledge of the distribution of the inflows taken out from the historical records, the ANFN training process used all the available inflow historical records. The parameters of the neural network were adjusted manually.

In the optimization model the operational cost of each thermal plant ψ_j was replaced by a global cost function Ψ that represents the minimum cost of thermoelectric generation. This cost function is obtained by an economic dispatch of the available thermal plants, according to their marginal costs, resulting in a convex decreasing function of total hydro generation p_t for a given system load demand D_t . Thus, the global operational cost was given by the quadratic function $\Psi = 0.5(D_t - p_t)^2$.

In case study B, the multi-reservoir system is composed of 19 cascaded plants with 10 reservoirs along a river basin. It has a total hydro installed capacity of 18,4 GW, which represents 38% of the Brazilian Southeast subsystem. The spatial coupling among the hydro plants is depicted in Fig. 2.

The whole southeast thermal system was considered, corresponding to 35 plants with 29,6 GW of total installed capacity. Operation data of the hydro and thermal plants are shown in Table III and IV, in the Appendix.

All the system data used for these case studies was taken from official data source, accessible from [34], and reflect the system configuration of August/2008

This case study considers a unique energy market end thus its demand must be fully and exclusively attended by the hydrothermal system. The load demand was considered constant equal to 18GW, proportional to the Southeast full market.

The operating policies were implemented and simulated in a monthly basis for the inflow historical sequence that goes from May/1931 to Abril/2008. All the constraints presented in the formulation of the optimization problem have been considered in the simulation. The forebay ϕ_i and tailrace θ_i elevations were calculated by 4th degree polynomial functions

and the penstock head loss ξ_i by a linear function.

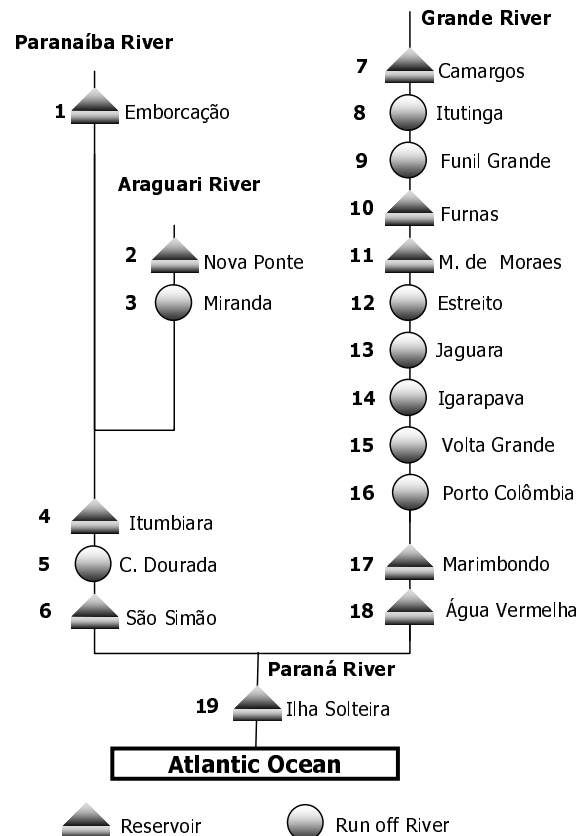


Fig. 2. Topology of the multi-reservoir system

A deterministic optimization over the simulation inflows provides the optimal solution (OS), which was also included in the results in order to establish a fixed upper bound for the performance results of the tested operational policies.

Tables I and II summarize the simulation results for the two types of case studies in terms of average and standard deviation values of generation, average operational cost, final reservoir storage and average water spillage. Table I also includes the hydro plant productivity, and the operation cost is given by the approximate quadratic cost function Ψ . Table II presents final storage and spillage considering energy values, and the operation cost is Ψ' and given by economic dispatch of the real thermal units.

TABLE I
SIMULATION RESULTS FOR SINGLE RESERVOIR SYSTEM

	OS	SDP	PC
Cost Ψ (\$)	8242,8	8903,8	8961,4
Generation Average (MW)	564,2	543,4	544,5
Std. Dev.	133,6	159,6	169,4
Productivity (MW/m ³ /s)	1,171	1,156	1,159
Final Storage (%)	100	95,3	96,8
Spillage (m ³ /s)	0	16,3	16,0

TABLE II
SIMULATION RESULTS FOR MULTI-RESERVOIR SYSTEM

	OS	PC
Cost Ψ' (R\$)	436801,9	532792,9
Generation (MW)	Average	11222,6
	Std. Dev.	1893,5
Final Stored Energy (%)	100	97,3
Spilled Energy (MW)	1221,1	2302,5

First of all, the results show that the OS is quite efficient, as expected, providing largest average and lowest standard deviation for hydro generation, as well as lowest average operational cost, what support its position as an upper bound for the operation policies.

One conclusion that can be stated from the results is that the PC and SDP approaches have provided quite similar performance in the single hydro plant case study, with respect to all the statistics.

For the operational cost, which is the most important metric since it is the explicit objective of the optimization, the difference between the two policies was only 0,65%, around 8% greater than the OS. The hydro generation is 0,2% higher in PC than in SDP, with also 0,26% higher productivity, although the standard deviation is lower in SDP (-6,14%), what indicates a more stable scheduling.

Furthermore, the SDP terminal reservoir storage level was full in the OS, and 1,6% higher in the PC policy than in SDP one. A high storage trajectory is desirable since it is directly related to the reliability of the operation, but a reservoir that is kept close to full all the time is more susceptible to spillages in favorable inflow periods. The average spillage of both operative policies is almost the same, what indicates that PC approach is more efficient as it uses the reservoir to gain productivity and assure more hydro generation.

Going into more detail, Fig. 3 shows the water reservoir storage trajectory obtained with the simulation for the OS, PC and SDP approaches for the single hydro plant system in a five year planning period around year 2000.

The trajectory shows that the storage level are quite the same, although the one given by the PC policy stands closer to the OS then the SDP one most of the time. Keeping the reservoir in higher levels seems to be the strategy of the PC policy as it assures a gain in productivity and therefore higher average generation. This behavior can help explain the good performance of the proposed approach, comparing with the stochastic one.

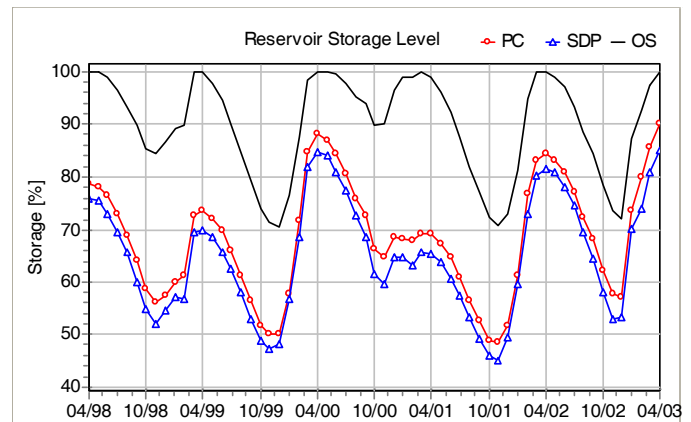


Fig. 3: Single reservoir storage.

In Figs. 4, the hydro generation resultant of the simulation, for the same historic period, is presented. The trajectory shows almost no difference between PC and SDP, as both seems to alternates generation level along time trying to follow the OS behavior.

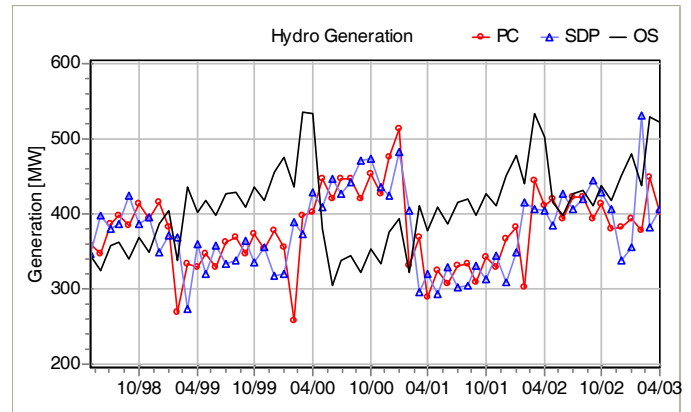


Fig. 4: Single reservoir generation.

Concerning case study B, the PC hydro generation is less than 3% lower than OS, what is closer to optimal than in the case study A. The standard deviation still around 26% greater than optimal, what means generation variability is sustained.

The difference in final storage levels was kept near to 97% in both case studies but the energy spilled was very high in PC, against OS.

A bigger difference is also noted in the operational cost as it is calculated by real thermal plants economic dispatch. This is related to the fact that the real cost function Ψ' is linear by parts, constructed by ascendant ordering of constant thermal plants marginal costs, that can present large differences between subsequent values, as it can be seen in Table II.

Going into more detail, Figs. 5 and 6 shows the stored energy trajectory and the hydro generation, respectively, in the same historic period of case study A.

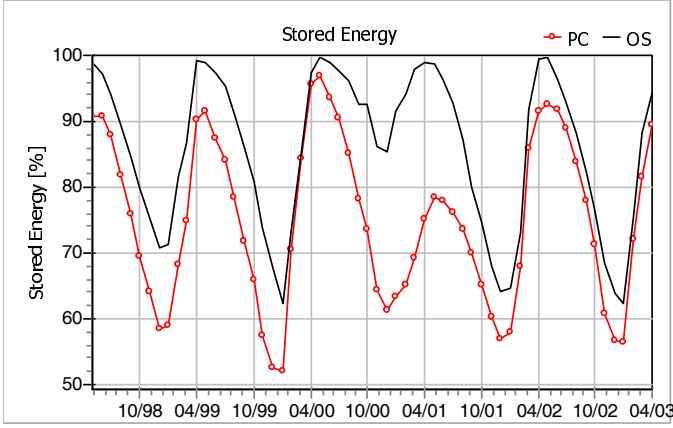


Fig. 5: Multi-reservoir storage.

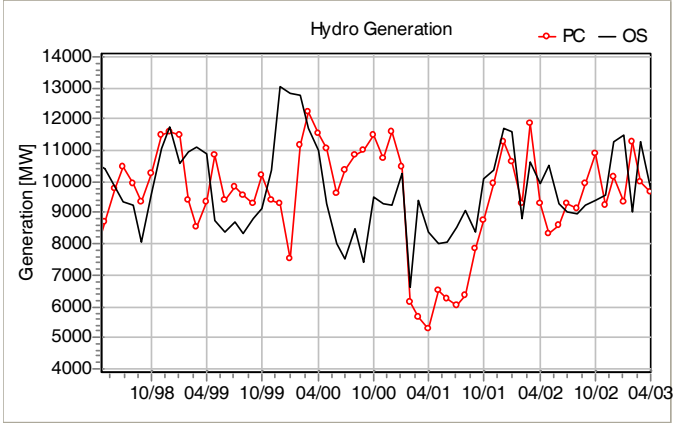


Fig. 6: Multi-reservoir generation.

Despite of the great increase in complexity from case study A to B, PC storage trajectory is still following the OS behavior, even closely in this case study. The PC generation seems to be oscillating around OS, which is not so smooth itself as it was in case A

The graphic of energy balance in fig. 7 shows the contribution of each energy source to the load demand attainment. Note that there is a minimal thermal generation constraint (ZMin) which is plotted separated from the thermal cost-ranked dispatch (ZDisp).

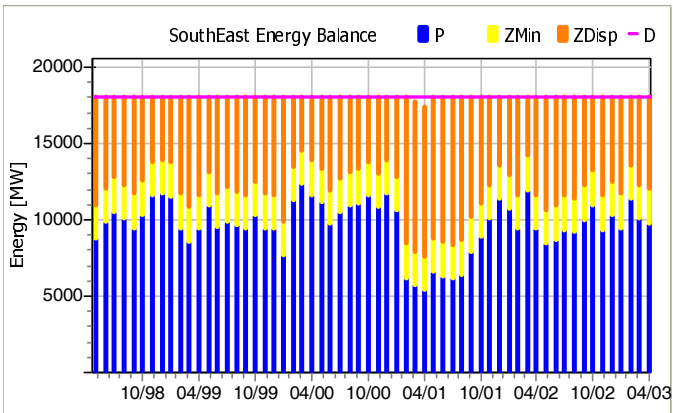


Fig. 7: Multi-reservoir energy balance.

In general, the statistics and graphics show that the PC approach performance is quite similar to the SDP for a single

reservoir system, and this performance is sustained for multi-reservoir systems.

V. CONCLUSION

This paper presented a predictive control approach for long-term generation scheduling of hydro-thermal power systems, designed as an open-loop feedback control scheme. The approach is composed of a neural fuzzy network forecasting model that handles the stochastic nature of inflows and a nonlinear deterministic optimization model that determines the discharge decisions. By this approach, the nonlinear aspects of inflow correlation on time, hydropower generation and thermal fuel costs can be precisely represented.

A simulation model was implemented in order to assess the performance of the proposed approach. In this context, two case studies were reported. The first one is composed of a single reservoir hydro system, and the results were compared to the classical stochastic dynamic programming approach. Observing the results, it could be concluded that both approaches perform similarly. The second case study is composed of 19 hydro plants with 10 reservoirs, corresponding to a major part of the Brazilian power system, and the results have shown the same relative performance of the single reservoir case study.

The presented approach controls the water storage in the reservoirs in order to maximize hydroelectric production and, as a result, minimize the cost of thermal generation sources. It was shown that the predictive control is a cost-effective and reliable operational policy and can be applied to large-scale hydrothermal power system, considering the nonlinear relation of the inflow correlation on time and both hydro and thermal nonlinear operation functions.

VI. APPENDIX

TABLE III
HYDRO DATA

#	k	U^{Min}	X^{Min}	X^{Max}	P^{Max}
1	0,008731	73	4.669	17.725	1.192
2	0,009223	53	2.412	12.792	510
3	0,009117	64	974	1.120	408
4	0,008829	261	4.573	17.027	2.280
5	0,008730	273			658
6	0,009025	450	7.000	12.540	1.710
7	0,008525	34	120	792	46
8	0,008819	34	-	-	52
9	0,008829	68	-	-	180
10	0,008633	204	5.733	22.950	1.312
11	0,008340	225	1.540	4.040	478
12	0,008830	226	-	-	1.104
13	0,008927	227	-	-	424
14	0,009026	229	-	-	210
15	0,009025	235	-	-	380
16	0,008730	245	-	-	328
17	0,008535	418	890	6.150	1.488

18	0,008829	484	5.856	11.025	1.396
19	0,008829	1.387	8.232	21.060	3.444

TABLE IV
THERMAL DATA

#	Z^{Min}	Z^{Max}	ψ_j
1	0	529	6,3
2	1080,0	1350	16,3
3	504,4	657	20,2
4	400,0	400	31,0
5	0	100	42,6
6	0	200	74,4
7	0	169	108,0
8	0	386	108,8
9	35,9	1058	117,9
10	0	28	125,7
11	0	386	130,6
12	0	28	136,6
13	53,2	1058	137,3
14	0	386	139,2
15	0	386	139,2
16	0,7	87	150,0
17	0	386	161,3
18	0	226	188,9
19	0	1058	214,5
20	0	923	253,8
21	0	923	281,3
22	0	168	310,4
23	0	440	310,4
24	0	386	318,0
25	0	272	470,3
26	0	200	470,3
27	0	30	523,4
28	0	44	547,7
29	0	131	645,3
30	0	200	730,5
31	0	54	794,2
32	0	206	808,0
33	0	36	937,0
34	0	10	1.047,4

VII. ACKNOWLEDGMENT

The authors gratefully acknowledge the contributions of L.S.A. Martins and M.A. Leone for their work on the original version of this document.

VIII. REFERENCES

- [1] Stedinger, J. R., Sule, B. F., Loucks, D. P. "Stochastic Dynamic Programming Models for Reservoir Operation Optimization", *Water Resources Research*, **20**(11), 1499-1505, 1984.
- [2] Bellman, R. E., "Dynamic Programming", Princeton University Press, Princeton, NJ, 1957.
- [3] Arvanitidis, N. V & Rosing, J., 1970, "Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems PAS-89*, 319-326.
- [4] Martinez, L. & Soares, S., "Comparison between Closed-Loop and Partial Open-Loop Feedback Control Policies in Long Term Hydrothermal Scheduling", *IEEE Trans. on Power Syst.*, **17**(2), 2002.
- [5] Turgeon, A.: Optimal operation of multireservoir systems with stochastic inflows. *Water Resour. Res.* **16**(2), 275-283, 1980.
- [6] Valdes, J.B., Filippo, J.M.D., Strzepek, K.M., Restrepo, P.J.: Aggregation-disaggregation approach to multireservoir operation. *ASCE Journal of Water Resource Planning Management* **121**(5), 345-351, 1995.
- [7] Saad, M., Birgas, P., Turgeon, A., Duquette, R. "Fuzzy Learning Decomposition for the Scheduling of Hydroelectric Power Systems", *Water Resource Research* **32**(1), 179-186, 1996.
- [8] Pereira, M.V.F., Pinto, L.M.V.G.: Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. *Mathematical Programming* **52**(2), 359-375, 1991.
- [9] Ponnambalam, K.: Optimization in water reservoir systems. *Handbook of Applied Optimization* pp. 933-943, 2002.
- [10] Dembo, R.S.: Scenario optimization. *Annals of Operations Research* **30**(1), 63-80, 1991.
- [11] Escudero, L.F., a, J.L.G., Pietro, F.J.: Hydropower generation management under uncertainty via scenario analysis and parallel computation. *IEEE Trans. on Power Syst.* **11**(2), 683-689, 1996.
- [12] Nabona, N.: Multicommodity network flow model for long-term hydrogeneration optimization. *IEEE Trans. on Power Syst.* **8**(2), 395-404, 1993.
- [13] Oliveira G.G. & Soares S. "A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydrothermal Scheduling", *IEEE Trans. on Power Syst.* **10**(3), 1652-1641 (1995)
- [14] Rosenthal, R.E.: A nonlinear network flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system. *Operations Research* **29**(4), 763-785, 1981.
- [15] A. S. Weigend and B. Rumelhart, D.E. Huberman. Backpropagation, weight-elimination and time series prediction. In *Connectionist Models - Proceedings of the 1990 Summer School*, Palo Alto, CA, 1991. Touretzky, D. S., Elman, J. L., Sejnowski, T. J. and Hinton, G. E., Morgan Kaufmann.
- [16] A. S. Weigend and B. Rumelhart, D.E. Huberman. Generalization by weight-elimination applied to currency exchange rate prediction. In *Proc. of the IEEE/ International Joint Conference of Neural Networks*, volume I, pages 837-841, 1991.
- [17] Ballini, R., Soares, S., Andrade, M. G, "An Adaptive Neural Fuzzy Network Model for Seasonal Streamflow Forecasting," *sbrn*, p. 215, 5th Brazilian Symposium on Neural Networks, 1998.
- [18] R. Ballini, S. Soares, and M. G. Andrade, "Seasonal streamflow forecasting via a neural fuzzy system," in *Proc. IFAC'99*, vol. k, pp. 81-86, 1999.
- [19] R. Ballini, M. Figueiredo, S. Soares, M. Andrade, and F. Gomide, "A seasonal streamflow forecasting model using neurofuzzy network," in *Information, Uncertainty and Fusion*, B. Bouchon-Meunier, R. R. Yager, and L. Zadeh, Eds. Norwell, MA: Kluwer, 2000, pp. 257-276.
- [20] Ballini, R., Andrade, M. G., Soares, S. "Multi-Step-Ahead Streamflow Forecasting by a Neurofuzzy Network". In: *Proceedings of International Fuzzy Systems Association and 20th North American Fuzzy Information Processing-IFSA/NAFIPS*. Piscataway : IEEE (1). 992-997, 2001.
- [21] M. Figueiredo, R. Ballini, S. Soares, Senior Member, IEEE, M. Andrade, and F. Gomide "Learning Algorithms for a Class of Neurofuzzy Network and Application", *IEEE trans on sys., man., and cybernetics—part c: applications and reviews*, vol. 34, no. 3, august, 2004.
- [22] A. F. Atiya, S. M. El-Shoura, S. I. Shaheen, and M. S. El-Sherif, "A comparison between neural-network forecasting techniques—Case study: River flow forecasting," *IEEE Tran. Neural Networks*, vol. 10, pp. 402-409, Mar. 1999.
- [23] A. G. Bakirtzis, J. B. Theocharis, S. J. Kiartzis, and K. J. Satsios. Short term load forecasting using fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, **10**(3):1518-1524, August 1995.
- [24] C. M. Zealand, D. H. Burn, and S. P. Simonovic, "Short term streamflow forecasting using artificial neural networks," *J. Hydrol.*, no. 214, pp. 32-48, Jan. 1999.

- [25] Carvalho, M., Soares, S. "An efficient hydrothermal scheduling algorithm", IEEE Trans. on Power Systems. **PWRS-2**(3), 537–542, 1987.
- [26] Siqueira, T. G., Zambelli, M. S., Cicogna, M. A., Andrade, M. G., Soares, S. "Stochastic Dynamic Programming for Long Term Hydrothermal Scheduling Considering Different Streamflow Models", In: PMAAPS 2006 - 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, Estocolmo, Suécia, Junho, 2006.
- [27] El-Hawary, M.E. e Christensen, G.S. "Optimal Economic Operation of Electric Power System", Academic Press, pp. 11-21, 1979.
- [28] Lyra, C., Tavares, H. "A contribution to the midterm scheduling of large scale hydrothermal power systems" IEEE Trans. on Power Syst. **3**(3), 852–857, 1988.
- [29] Sjvelgren, D., Anderson, S., Anderson, T., Nyberg, U., Dillon, T.S.: Optimal operations planning in a large hydro-thermal power system. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems **PAS-102**(11), 3644–3651, 1983.
- [30] F. A. C. Gomide, M. Figueiredo, and W. Pedrycs. "A neural fuzzy network: Structure and learning. In Fuzzy Logic and Its Applications", Information Sciences and Intelligent Systems, 177–186, Netherlands, 1995. Bien, Z. and Min, K., Kluwer Academic Publishers.
- [31] G. Lachtermacher and J. D. Fuller. Backpropagation in timeseries forecasting. Journal of Forecasting, 14(4):381–193, January 1995.
- [32] Christoforidis, M., Aganagic, M., Awobamise, B., Tong, S., Rahimi, A.F.: Long-term / mid-term resource optimization of a hydro-dominant power system using interior point method. IEEE Trans. on Power Syst. **11**(1), 287–294 (1996)
- [33] Medina, J., Quintana, V., Conejo, A.: A clipping-off interior-point technique for medium-term hydrothermal coordination. IEEE Trans. on Power Syst. **14**(1), 266–273 (1999)
- [34] Electric Energy Commercialization Chamber – CCEE, official web site: <http://www.ccee.org.br/> following: Comercialização de Energia » Preços » Download Deck de Preços.

IX. BIOGRAPHIES



Mônica Zambelli (M' 2006) is a research worker in the Hydrothermal Power System Group of the Electrical and Computer Engineering School at UNICAMP, Brazil. She was born in Vitória, Brazil, in 1980. Her research interests include planning and operation of hydroelectric power systems, optimization problems and its computational solution techniques and software modeling and development. She graduated in Computer Engineering in the Federal University of Espírito Santo (UFES) in 2004, received

her M.Sc. degree in Electrical and Computer Engineering at UNICAMP in 2006 and is currently a Phd. Student in the same institute.



Secundino Soares Filho (M'89, SM'92) was born in 1949, in the city of Santos in Brazil. He received his B.Sc. degree in Mechanical Engineering from ITA, Brazil, in 1972, and his M.Sc. and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from UNICAMP, Brazil, in 1974 and 1978, respectively. He joined the staff of UNICAMP in 1976. From 1989 to 1990 he was with the Department of Electrical Engineering at McGill University in Canada as a visiting associate professor. He is currently a professor at the Electrical and

Computer Engineering School of UNICAMP, with research interests involving the planning and operation of electrical power system.

Long-Term Hydropower Scheduling Based on Deterministic Nonlinear Optimization and Annual Inflow Forecasting Models

Monica S. Zambelli, *Member, IEEE*, Ivette Luna, and Secundino Soares, *Senior Member, IEEE*

Abstract— This paper proposes an operational policy for long-term hydropower scheduling based on deterministic nonlinear optimization and annual inflow forecasting models using an open-loop feedback control framework. The optimization model precisely represents hydropower generation by taking into consideration water head as a nonlinear function of storage, discharge and spillage. The inflow is made available by a forecasting model based on a fuzzy inference system that captures the nonlinear correlation of consecutive inflows on an annual basis, then disaggregating it on a monthly basis. In order to focus on the ability of the approach to handle the stochastic nature of the problem, a case study with a single-reservoir system is considered. The performance of the proposed approach is evaluated by simulation over the historical inflow records and compared to that of the stochastic dynamic programming approach. The results show that the proposed approach leads to a better operational performance of the plant, providing lower spillages and higher average hydropower efficiency and generation.

Index Terms— fuzzy inference systems, inflow forecasting, long-term hydro-thermal scheduling, nonlinear optimization, stochastic dynamic programming.

I. INTRODUCTION

ONE main concern in Long-Term Hydropower Scheduling (LTHS) is the stochastic nature of water inflows. One common approach is to consider the randomness of inflows by their probability distribution functions and apply Stochastic Dynamic Programming (SDP) models [1].

SDP has been widely suggested for dealing with reservoir operational problems due to its ability to handle the nonlinear relations between variables and the stochastic nature of inflows. The main drawback is that the computational burden grows exponentially with the size of the system, the so-called “curse of dimensionality” [2], and some sort of simplification is required in the case of multiple-reservoir systems.

One very common simplification consists of using aggregated composite models to represent multiple-reservoir systems as if they had a single reservoir [3], [4]. Although proving only a rough simplification of the hydropower system

operation, this approach has been applied in many hydropower systems around the world since it allows the straightforward application of SDP based methods.

Some approaches try to overcome the drawback of dimensionality by using Bender’s cuts in a stochastic, multistage decomposition framework, approximating the expected costs as piecewise linear functions [5], or using linear programming tools [6], in all cases some linearization is assumed [7], [8].

One widely used alternative for the LTHS problem is based on a deterministic model within the framework of scenario techniques. In this approach, the operational policy is based on the solutions of a deterministic optimization model for a set of different scenarios used to represent the stochastic nature of inflows [9], [10], [11].

Another effective approach, also based on deterministic optimization models, is the open-loop feedback control (OLFC) policy, where the operating decision is obtained for the most probable inflow scenario provided by a forecasting model adjusted on a monthly basis. Tests with single-reservoir systems indicate a performance similar to that using SDP methodology [12].

This paper proposes an operational policy for LTHS, called Predictive Control (PC), based on deterministic nonlinear optimization and annual inflow forecasting models, using an OLFC framework. The deterministic optimization model precisely represents hydropower generation by taking into consideration water head as a nonlinear function of storage, discharge and spillage. The improvement with respect to previous work [12] is that inflow is now provided by a forecasting model based on a Fuzzy Inference System (FIS) that captures the nonlinear correlation between consecutive inflows on an annual basis. The annual inflow forecasting is then disaggregated on a monthly basis. Design aspects of the optimization model, such as planning horizon and final reservoir storage conditions, are discussed.

In order to evaluate the ability of the PC approach to handle the stochastic nature of the problem, a case study with a single-reservoir hydropower system is considered. Data from a real Brazilian hydro plant was used. The performance of the PC approach was evaluated by simulation over the period represented by historical inflow records and compared with the results of the SDP approach.

The paper is organized as follows: Section II describes the deterministic nonlinear optimization model. Section III

This work was supported in part by Fapesp and CNPq.

M. Zambelli is a PhD student, I. Luna is a PhD research associate and S. Soares is a PhD professor at School of Electrical and Computer Engineering, University of Campinas, Brazil. (e-mail: monica (iluna, dino)@cose.fee.unicamp.br).

presents the proposed PC approach and some implementation details. Section IV describes the stochastic dynamic programming approach. Section V describes the FIS model implemented for inflow forecasting. Section VI presents the study performed and Section VII states the conclusions of the paper.

II. DETERMINISTIC NONLINEAR OPTIMIZATION MODEL

The LTHS problem, in its deterministic version and for single-reservoir hydropower systems, can be formulated as the following nonlinear programming problem:

$$\alpha(x_0) = \min \sum_{t=1}^{T-1} \psi(D_t - P_t) \quad (1)$$

Subject to:

$$P_t = k \cdot h_t \cdot q_t \quad (2)$$

$$h_t = \phi(x_t^{avg}) - \theta(u_t) - \xi(q_t) \quad (3)$$

$$x_t = x_{t-1} + (y_t - u_t)\gamma_t \quad (4)$$

$$x_t^{avg} = (x_{t-1} + x_t)/2 \quad (5)$$

$$u_t = q_t + v_t \quad (6)$$

$$X_t^{\min} \leq x_t \leq X_t^{\max} \quad (7)$$

$$u_t \geq U_t^{\min} \quad (8)$$

$$Q_t^{\min} \leq q_t \leq q_t^{\max}(h_t) \quad (9)$$

$$v_t \geq 0 \quad (10)$$

where:

t	time stage index (months)
T	number of time stages in planning period
ψ	thermal generation cost (in \$)
D	load demand (in MW)
P	hydropower generation (in MW)
x	reservoir storage at end of stage (in hm^3)
X^{\min}	minimum reservoir storage (in hm^3)
X^{\max}	maximum reservoir storage (in hm^3)
u	release from reservoir (in m^3/s)
U^{\min}	minimum release (in m^3/s)
q	discharge through turbines (in m^3/s)
Q^{\min}	minimum discharge (in m^3/s)
q^{\max}	maximum discharge function (in m^3/s)
v	spillage from reservoir (in m^3/s)
k	constant factor (in $MW/(m^3/s) \cdot m$)
ϕ	forebay elevation function (in m)
θ	tailrace elevation function (in m)
ξ	penstock head loss function (in m)
y	inflow into reservoir (in m^3/s)
γ	number of seconds in stage by 10^6 ;

The objective function of an LTHS problem depends on the specific power system where the hydropower system is located. In deregulated power markets, for instance, the

objective might be to maximize revenues from selling energy on the market, whereas in vertical hydrothermal power systems, it might be to minimize the cost of thermal generation. In relation to inflow uncertainty, which is the focus of this paper, the specific objective does not matter.

This paper adopts the thermal generation fuel cost ψ as the objective function in (1). Imports from neighboring systems and load shortage could also be considered as dummy thermal plants. The cost function ψ is calculated by the economic dispatch of thermal plants and, as a consequence, is a convex decreasing function of hydropower generation P_t , for a given load demand D_t .

Hydropower generation at stage t , represented by (2), is a nonlinear function of water head and discharge. Water head, in turn, is a nonlinear function of average reservoir storage, water discharge through the turbines, and also water spillage from the reservoir, given by (3). The upper limit of the discharge, given in (9), is also a nonlinear function of water head. The constant k represents the product of water density, gravity acceleration, and average turbine/generator efficiency.

Equality constraints in (4) represent the water balance in the reservoir, where terms such as evaporation have not been considered for the sake of simplicity. Lower and upper bounds on variables, expressed by constraints (7)-(10) are imposed by the physical operational constraints of hydro plants, as well as the constraints associated with multiple uses of water. Since spillage v does not produce energy, and therefore does not reduce thermal costs, it can be handled as a slack variable. It will only be different from zero if the release is greater than discharge's maximum value ($u > q^{\max}$) and the reservoir can not accommodate more water ($x = X^{\max}$).

The solution of the deterministic nonlinear optimization model (1)-(10) for a given initial reservoir storage x_0 is obtained by a network flow algorithm specially developed to take advantage of the problem structure [13]. Network flow algorithms are known to be approximately 100 times more efficient than are classical linear programming algorithms based on the Simplex Method, and they have been widely applied to hydropower scheduling. This is because they allow an efficient representation of the base matrix as a tree in the network. The network flow algorithm implemented to solve problem (1)-(10) simplifies the representation of bases (trees) and the procedure for their change by exploring a network which has only three arcs (storage, discharge and spillage variables) leaving each node, with the nodes representing hydro plants between time stages.

III. PREDICTIVE CONTROL APPROACH

The PC approach corresponds to an operational policy for LTHS problems based on an OLFC framework. The discharge decisions at each stage are obtained from a deterministic nonlinear optimization model for a given inflow sequence provided by a forecasting model.

In OLFC, the forecasting model provides an inflow sequence for a given optimization horizon, and the

optimization model provides the optimal discharge solutions during that time horizon based on the forecasted inflow sequence. Hence, the optimal discharge for the first stage of the optimization model will be the PC discharge decision for the current stage.

This procedure constitutes the decision-making process of the OLFC approach, which runs under a simulation model where the decision is implemented. This means that for each stage of the simulation procedure, the forecasting and optimization models should be executed over an optimization horizon in order to obtain the discharge decision to be implemented.

The feedback control scheme is assured since for each stage the forecasting model updates the inflow forecasting sequence, taking into account the last inflow that occurred during the simulation. Furthermore, for each stage, the optimization model updates the discharge decision as a consequence of the new inflow forecasting sequence and of the new initial reservoir storage resulting from the previously simulated water balance.

An outline of the PC operational policy for the LTHS problem is shown in Fig. 1 where, for a given stage t of the simulation horizon T , the hydro system is observed and the reservoir storage levels $x_{i,t-1}$ are taken as the initial condition for the deterministic optimization model that must solve the LTHS problem for an optimization horizon T^* . This optimization is accomplished by considering the inflow sequence $y_{i,t..T^*}$ supplied by the inflow forecast model, being the discharge $q_{i,t}^*$ of the first stage selected as the decision of the PC operational policy implemented in the simulation. In the next stage $t+1$, the resulting state of the system $x_{i,t}$ is observed, and the inflow forecasting is updated on the basis of the past information $y_{i,1..t-1}$, including the last inflow which occurred. This forecasting-optimization procedure is repeated until the end of the simulation horizon.

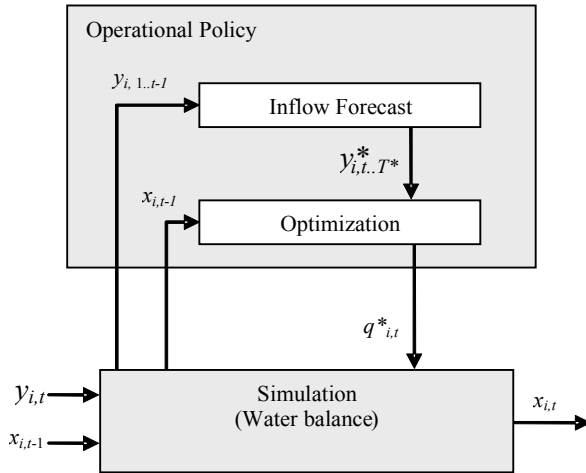


Fig. 1. Open-loop feedback control framework scheme.

One important aspect affecting the performance of the PC approach is the boundary conditions of the optimization model in terms of the final storage of the reservoir and the optimization horizon. Results with perfect foresight over the

whole period of historical inflow records indicate that the reservoir storage at the beginning of each dry season is almost always the maximum. With this in mind, the optimization horizon implemented by the PC approach reported in this paper adopts a rolling horizon that terminates at the beginning of the first dry season at least a year in the future with the final storage as full.

IV. STOCHASTIC DYNAMIC PROGRAMMING APPROACH

Closed-loop feedback control (CLFC) optimization is the central characteristic of the SDP technique. The goal of the SDP policy is to determine a rule for decision making for each stage of the planning period which will provide the optimal decision for each possible state of the system. Mathematically, the SDP technique determines a sequence of decision functions mapping the states onto decisions so as to minimize expected costs.

In some applications, the system state can be constituted by only the storage variable, such as when the inflow is considered to be a stochastic variable independent on time. In other situations, however, when the stochastic variable of inflow is modeled by autoregressive models, the system state must be increased to include the inflow from previous stages in order to represent the time dependence of inflows, a procedure which makes the “curse of dimensionality” even more crucial.

It is assumed here that the stochastic variable representing inflow during each stage depends on the inflow of the previous stage. This means that inflows are represented by a first-order periodic autoregressive model PAR(1) which describes the stochastic process as a Markov chain [2]. For reservoir operation, the state variables are the water stored in the reservoir at the beginning of each stage and the water inflow during the previous stage, to establish a hydrological trend. The control variable is the discharge from the reservoir during the time stage. The LTHS problem, in its stochastic version, can be formulated as:

$$\alpha(x_0) = \min E_{y_t/y_{t-1}} \left\{ \sum_{t=1}^{T-1} \psi_t (D_t - P_t) \right\} \quad (11)$$

subject to constraints (2)–(10), where $E_{y_t/y_{t-1}}(\cdot)$ is the expected value with respect to the inflow during stage t , conditioned by the inflow during stage $t-1$. For each stage, decisions are ranked based on the minimization of the sum of the present cost plus that of the expected future cost, assuming optimal decision-making for all subsequent stages. According to Bellman’s Optimality Principle [2], the optimal decision is obtained by solving the following recursive equation:

$$\alpha_t(x_t, y_{t-1}) = \min_{\Omega_t} \left\{ \psi_t (D_t - P_t) + \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha_{t+1}(x_{t+1}, y_t) \cdot f(y_t / y_{t-1}) \cdot dy_t \right\} \quad (12)$$

where: $\Omega_t = \{q_t / \text{subject to (2)–(10)}\}$, $\alpha_t(x_t, y_{t-1})$ represents the minimum expected operational cost from stage t until the end of the planning period T , assuming the system at state

(x_t, y_{t-1}) , and $f(y_t | y_{t-1})$ is the probability density function of the inflow during stage t conditioned by the inflow in stage $t-1$.

The backward resolution of the recursive equation (12) requires the discretization of the state and control variables, as well as of the conditioned probability density function of the inflows, which reinforces the ‘‘curse of dimensionality’’ already mentioned.

The optimization problem is divided into stages and, for each stage, the optimal control variable is chosen in order to minimize the cost function for each possible state of the system. The state variable is represented by the reservoir storage combined with the inflow of the previous stage. The control variable is the water discharge. Indexes i and j are associated with the discrete inflow variables y_t and y_{t-1} , respectively. An outline of this procedure can be seen in Fig. 2.

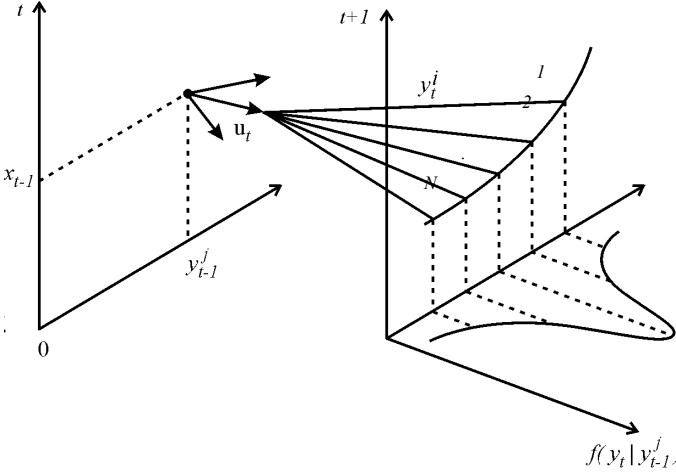


Fig. 2. SDP schematic representation.

For the SDP model, not only the time correlation of the inflow series, but also its probability distribution must be modeled and these choices may affect the SDP performance for LTHS. A periodically stationary Gaussian distribution is generally considered for practical applications, although periodically stationary distributions do not properly represent characteristics such as asymmetry and the non-steady behavior of the variance due to climate changes (dry periods involve less variance, whereas humid periods involve greater variance).

In the SDP approach used here, the inflows are approximated by the normal density distribution, using lognormal transformation and conditioned periodically stationary distribution [16].

V. INFLOW FORECASTING MODELING

A. Fuzzy Inference Model

Various approaches exploiting the fuzzy logic artificial intelligence have emerged in the past years as an alternative to the construction of effective predictors for their ability of efficiently mapping the non-linear nature of relations between independent and dependent variables [17]. Indeed, a great

variety of strategies using neural networks and fuzzy systems have proved their efficiency for time series prediction, especially for river streamflow forecasting [18], [19].

In this work inflow is forecasted using a nonlinear model based on a Fuzzy Inference System (FIS), which is based on the first order Takagi-Sugeno (TS) fuzzy system [20]. The general structure adopted for the FIS is depicted in Fig. 3, where $x^t = [x_1^t, x_2^t, \dots, x_p^t] \in R^p$ is the input vector at instant t and $\hat{y}^t \in R$ is the output model for input x^t .

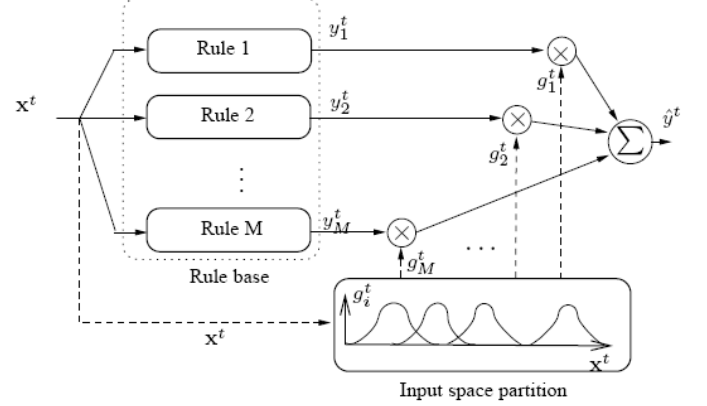


Fig. 3. FIS general representation.

Input space is partitioned in M sub-regions, with each one of these represented by a fuzzy rule R_i , $i=1, \dots, M$. Each input pattern will have a certain degree of membership in relation to each region of the partitioned input space, calculated with Gaussian membership functions $g_i(x^t) = g_i^t$ that strongly depend on centers and covariance matrices related to the fuzzy partitioning and membership functions. Therefore, the model output \hat{y}^t , representing the predicted value for a future time stage, is calculated by means of the non-linear weighted averaging between local output y_i^t and their respective degree of membership g_i^t , according to the following equation:

$$\hat{y}^t = \sum_{i=1}^M g_i^t \times y_i^t \quad (13)$$

The number of fuzzy rules codified in the model structure is defined using an unsupervised clustering algorithm called the *Subtractive Clustering* algorithm, proposed in [21]. In this case, consequents of the fuzzy rule were defined as linear models, so that $y_i^t = \theta_i \times x^t$.

Model parameters (spreads and coefficients for local models) were adjusted in an offline fashion using the Expectation Maximization algorithm [22].

B. Forecast Approaches

Two approaches were evaluated for obtaining the inflow forecast sequences necessary for the PC approach. The first (FIS-M) consists of adjusting twelve different FIS models, one for each month of the year. Generally, these models are optimized by considering a one-step-ahead forecast error,

which results in the degradation of performance when applied to a long-term forecasting task, although their performance is relatively good for one-step-ahead inflow forecasting.

The second approach, which is the contribution of this paper, deals with LTHS through the reduction of the long-term forecasting error by using a top-down forecast strategy (FIS-A). Top-down forecasting (TD) is extremely useful for improving the accuracy of detailed forecasts [23], since errors are compensated and variations can cancel each other out.

The FIS-A approach predicts the aggregation of the twelve future monthly inflow samples (the aggregate inflow for the next year) by adjusting twelve different models on an annual basis, the m -th FIS model thus provides the aggregate of the sample for the next twelve months. Let the annual aggregate forecast given by the annual m -th FIS model be represented by $\hat{y}_{FIS-A}^{t,m}$, where m also represents the actual month of stage t . The estimates for the inflows for the next k months are represented by \hat{y}_k , with $k=t+1, \dots, t+h$. Thus, $\hat{y}_{FIS-A}^{t,m}$ is defined as:

$$\hat{y}_{FIS-A}^{t,m} = \sum_{k=t+1}^{t+h} \hat{y}_k \quad (14)$$

where h represents the forecast horizon (lead time) adopted during the PC approach; in this case, it is set to $h=12$. Then, instead of adjusting twelve FIS models for monthly streamflow forecasting in a direct way, the TD approach (FIS-A) adjusts twelve models on an annual basis. Consequently, the forecast results will then need to be disaggregated into the respective monthly estimates.

The disaggregation of the annual inflow forecasting into twelve monthly samples is performed using the historical contribution factors of each month in the year, based on long-term average values.

The results presented in the following sections will show the importance of working with accurate models considering the aggregate of future monthly samples over the entire optimization horizon, leading to better results in PC approach when compared to that of the other forecast strategy analyzed.

VI. CASE STUDY

The PC and SDP approaches were implemented and tested in a case study comprising a single-reservoir hydropower system. The Emborcação hydro plant, at the top of the Paranaíba River in Southeastern part of Brazil was selected. With an installed capacity of 1.2 GW and usable storage capacity over 13 km³, it is one of the most important plants in the region. In order to get a balanced hydro-thermal system, the thermal plant capacity, in GW, was considered to be equal to the installed capacity of the hydro plant, and the load demand was assumed constant and equal to half the installed capacity of the system.

For the SDP operational policy, a time correlation of lag-one was assumed between inflows, leading to a stochastic Markov chain process. In this case, the discretization adopted for the state variable (storage) was 100, and for the control variable (discharge) a local search technique based on the

golden section method avoided discretization. The stochastic variable (inflow) was modeled using a lognormal conditioned probability density function with 10 discrete values.

The operational cost ψ , representing the minimum fuel cost for thermal generation, is given by the quadratic function in (15) which is a good fit for the cost of thermal generation in the Brazilian power system.

$$\psi = 0.02(D_t - P_t)^2 \quad (15)$$

The PC and SDP approaches were implemented and simulated on a monthly basis for the entire historical inflow sequence, extending from 1931 to 2008. All constraints presented in the formulation of the optimization problem (1)-(10) have been considered in the simulation. The forebay ϕ and tailrace θ elevations were represented by 4th degree polynomial functions and the penstock head loss ξ by a quadratic function.

A deterministic optimization for the period encompassed by the historical records provides the perfect foresight (PF) solution, which was also computed to establish an upper bound for the performance of the operational policies to be compared.

Table I summarizes the simulation results in terms of average values of generation, operational cost, spillage, and hydropower efficiency. Standard deviation of generation is also given.

TABLE I
SIMULATION RESULTS

	Cost	Hydropower [MW]		Spillage	Efficiency
	(\$)	Avg.	Std. Dev.	(m ³ /s)	(MW/m ³ /s)
PF	8292.85	562.5	135.1	0	1.170
SDP	8974.48	540.9	160.5	17.1	1.156
PCFIS-M	9041.40	542.4	173.3	18.1	1.163
PCFIS-A	8776.53	551.7	169.8	10.2	1.163

As was expected, the PF solution provides the lowest cost, highest average and lowest standard deviation for hydropower generation, the highest hydropower efficiency, and no spillage at all. This high performance was guaranteed since the decision maker had perfect foresight of future inflows.

In terms of cost, the performance achieved by SDP was 8.22% higher than that of PF. This sub-optimality index can be interpreted as the “cost of uncertainty”, since it measures the additional cost due to decision-making faced with the uncertainty of inflows. For SDP this cost reflects an increase of 17.1 m³/s in water spillage, a decrease of 0.0014 MW/(m³/s) in hydropower efficiency, and a reduction of 22.4 MW in average hydropower generation.

The proposed PC approach using the FIS inflow forecasting model on a monthly basis (PCFIS-M) leads to a “cost of uncertainty” of 9.03%, slightly higher than that of the SDP. It is interesting to note, however, that although the PCFIS-M solution leads to 1 m³/s more spillage than does the SDP, it provides an increase of 0.6% in hydropower efficiency and of 1.5 MW in hydropower generation. However, this higher hydropower generation is provided on a less stable way, as indicated by the higher standard deviation. In the end, the

PCFIS-M approach leads to an increase in cost of 0.75% over that of the SDP approach. These results indicate that OLFC approaches with inflow forecasting on monthly basis perform slightly worse than CLFC approaches [8].

The PC approach using an FIS on an annual basis, then disaggregated on a monthly basis (PCFIS-A) involved only a 5.83% "cost of uncertainty", a significant improvement with respect to the two other approaches considered. This is due to the fact that the PCFIS-A solution maintains the high hydropower efficiency of the PCFIS-M while simultaneously achieving a drastic reduction in spillage, thus resulting in an increase of 10.8 MW in generation in relation to the results of SDP.

The superior performance of the PCFIS-A approach can be attributed to the fact that the discharge decisions of the optimization model are much more sensitive to the total annual inflow than to the specific values of any one month.

Fig. 4 shows the reservoir trajectories of the Emborcação hydro plant provided by the deterministic nonlinear optimization model considering a planning period of 22 months from September to April of the second year, starting with 70% of usable storage and ending with 100%, according to the design of PCFIS decision-making approach proposed here. Two different inflow sequences with similar total values were considered, one starting in 1957, with an average inflow of 457.5 m³/s, and the other starting in 1993, with an average inflow 457.6 m³/s. The historical inflows and discharges resulting from the optimization over these periods are presented in Fig. 5.

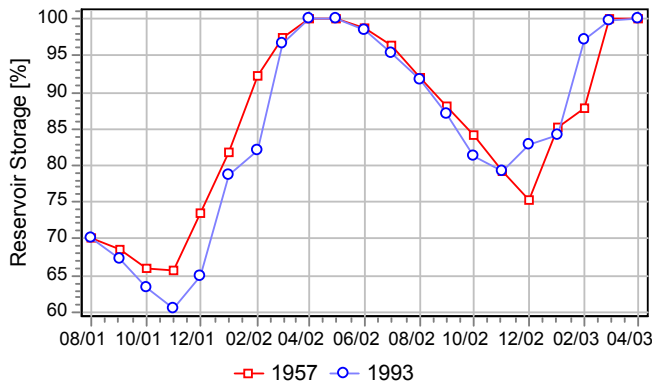


Fig. 4. Reservoir storage based on optimization for similar average inflows.

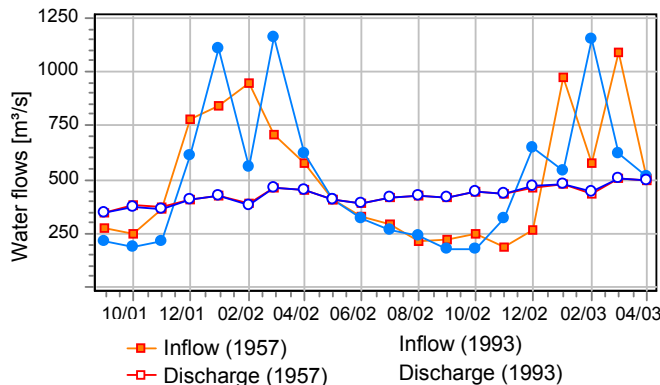


Fig. 5. Water flows based on optimization for similar average inflows.

As can be seen, the differences in reservoir storage trajectories reflect the different profiles of the inflow sequences considered, but the discharge decisions are practically the same, because the average inflow of the two sequences was almost the same.

Therefore, since forecasting errors on an annual basis are lower than on a monthly basis, forecasting approaches based on annual inflows (with subsequent disaggregation to monthly basis) yield better information for optimal decision-making than do forecasting approaches based on monthly values, within the framework of OLFC operational policies.

Fig. 6 illustrates the variation in Mean Absolute Percentage Error (MAPE) considering different forecast horizons ($h=1, \dots, 12$) on a monthly basis as well as for the two different inflow forecasting approaches evaluated, FIS-A and FIS-M.

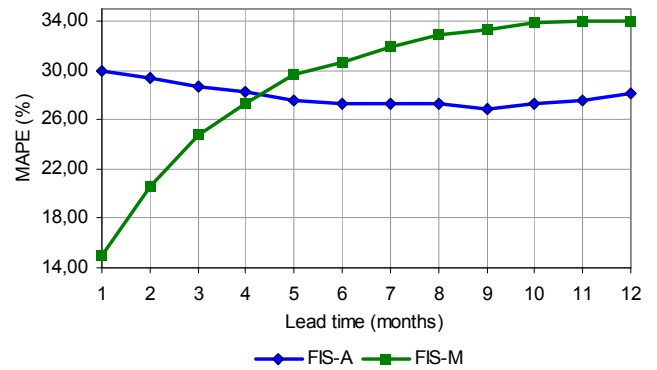


Fig. 6. Evolution of MAPE for FIS approaches, based on different forecast horizons.

Based on this figure, one important observation is that the FIS-M obtains a better performance for forecast horizons for one to four steps-ahead than does FIS-A. Nevertheless, its performance gets worse for more future steps ahead although the FIS-A maintains an almost constant performance for all lead times. Thus, the FIS-A exceeds the FIS-M in performance for the steps ahead.

Thus, a partial conclusion, based on this figure, is that the FIS-A model is more efficient on the long run than the FIS-M, and despite its poor performance for $h \leq 3$, it provides the best long-term forecasting for monthly inflow samples up to $h=12$.

Table II presents the forecasting errors for the aggregate of the twelve future monthly inflow samples: the Root Mean Square Error (RMSE), the MAPE and the Mean Absolute Error (MAE). All error measures are lower for the FIS-A model, to be expected since it was designed to predict such aggregated values.

TABLE II
STREAMFLOW FORECAST ERRORS.

	RMSE (m ³ /s)	MAPE (%)	MAE (m ³ /s)
FIS-A	933.05	10.69	545.42
FIS-M	1450.57	20.00	1101.20

In general terms, despite the lower performance of the FIS-A for the first few steps ahead on a monthly basis, its performance for the year surpasses that of the FIS-M.

A more detailed comparison of the SDP and PCFIS approaches is provided in Fig. 7, showing the water reservoir storage trajectories simulated for the period from 05/1965 to 04/1970. This period comprises 5 years. The third year was hydrologically average, whereas the fourth was a dry year; the other three were above average, hydrologically. This can be seen in Fig. 8, where historical inflows for the period are presented, along with average monthly values.

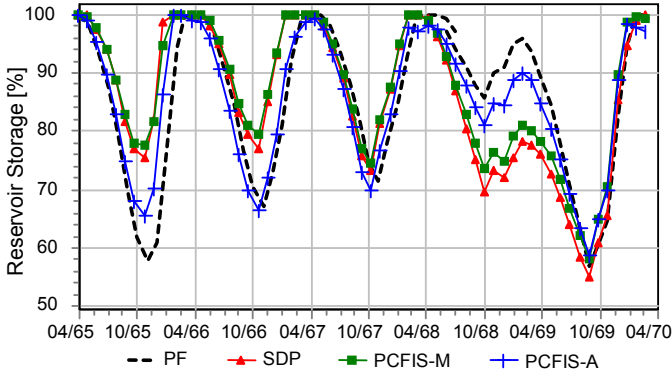


Fig. 7. Reservoir storage from simulation for 1965-1970 historical inflows.

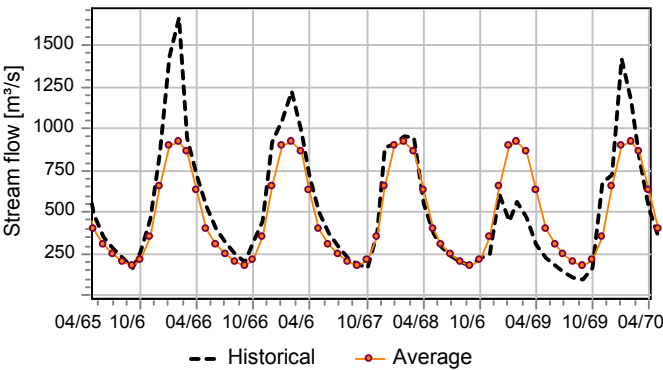


Fig. 8. 1965-1970 historical inflows and average monthly values.

First of all, the PF solution corresponded to a reduction in storage for the period from May to October for all the years, with an increase for that from November to April, thus presenting five independent hydrological cycles.

Each year the reservoir reduced its storage in the exact amount necessary to provide refilling without spillage. The only year that the reservoir did not refill completely was the dry one because the optimization model, knowing that the next year would be more wet, stopped refilling at 96% of storage capacity at the end of the wet season, but this is still a high storage level. Only with perfect foresight of inflows is it possible to achieve such perfection for maximization of water head without spillage.

Comparing the trajectories of the different operational policies, it is quite clear the best performance was that of the PCFIS-A. When inflows are above average, as they were in the first two years, the PCFIS-A reduces the storage more than do the other approaches, approximating the PF solution more closely. On the other hand, when inflow is below average, as in the 4th year, the PCFIS-A reduces the storage less than do the other approaches, again approximating more closely to the

PF solution. In average years, such as the 3rd year, the three approaches provided equivalent performance, quite close to the PF solution.

Numerical results of the simulation for the 1965-1970 period are presented in Table III.

TABLE III
SIMULATION RESULTS FOR 1965-1970 PERIOD

	Cost (\$)	Hydropower [MW]		Spillage (m ³ /s)	Efficiency (MW/m ³ /s)
		Avg.	Std. Dev.		
PF	6954.18	614.1	118.0	0	1.167
SDP	7483.84	601.2	159.8	15.92	1.168
PCFIS-M	7463.05	606.6	176.0	12.54	1.172
PCFIS-A	7099.57	615.4	151.5	2.53	1.167

For this period, the cost of PCFIS-A was only 2.09% higher than that of the PF, whereas in month-based models it indicates over 7.3% of sub-optimality. The water spillage in the PCFIS-A approach was also different since it was able to avoid 84.1% of the spillage incurred by SDP.

A gain of 0.36% hydropower efficiency was achieved with the PCFIS-A approach, for which the hydropower average generation exceeded that of the PF. However, the stability of its generation was similar to that of the other operational policies, as indicated by the variations in standard deviation (5% lower than in the SDP and 49% higher than in the PF).

VII. CONCLUSION

This paper has presented an operational policy for long-term hydropower scheduling based on deterministic nonlinear optimization and annual inflow forecasting models using an open-loop feedback control framework.

A predictive control operational policy was implemented using a fuzzy inference system that provides both monthly and annual inflow forecasts. A single-reservoir hydropower system was adopted for a case study so that the stochastic dynamic programming approach could be compared.

The simulation results using historical inflows have demonstrated the superior performance of the predictive control approach based on annual forecasts in relation to those based on monthly inflows. Indeed, both stochastic dynamic programming and predictive control with monthly forecasts performed quite similarly.

It was also shown that the discharge decisions of the optimization model are much more sensitive to the total annual inflow than are those based on specific values for a particular month. This in fact explains the expressive improvements obtained by the use of the predictive approach with inflow forecasting on annual basis in relation to all measures.

Therefore, since this annual inflow forecasting model provides better information for optimal decision-making, it significantly increases hydropower generation and reduces operational costs. This reflects the efficiency of the approach for the management of the reservoir in order to accommodate possible spillages and gain more hydropower efficiency.

Moreover, the proposed approach can also be applied to

more complex problems, such as multireservoir systems, maintaining a precise representation of the system's nonlinearities, without the need for simplification. This leads to more stable scheduling, and thus to more economic and reliable operation.

VIII. REFERENCES

- [1] Stedinger, J. R., Sule, B. F. and Loucks, D. P. "Stochastic Dynamic Programming Models for Reservoir Operation Optimization". *Water Resources Research*, **20**(11), pp. 1499-1505, 1984.
- [2] Bellman, R. E. "Dynamic Programming". Princeton University Press, Princeton, NJ, 1957.
- [3] Arvanitidis, N. V and Rosing, J. "Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system". *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems PAS-89*, 319-326, 1970
- [4] Cruz, Jr. G. and Soares, S. "Non-Uniforme Composite Representation of Hydroelectric Systems for Long-Term Hydrothermal Scheduling". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 2, pp. 701-707, 1996.
- [5] Pereira, M.V.F. and Pinto, L.M.V.G. "Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning". *Mathematical Programming* **52**(2), 359-375, 1991.
- [6] Valdes, J.B., Filippo, J.M.D., Strzepek, K.M. and Restrepo, P.J. "Aggregation-disaggregation approach to multireservoir operation". *ASCE Journal of Water Resource Planning Management* **121**(5), 345-351, 1995.
- [7] Turgeon, A. "Optimal operation of multireservoir systems with stochastic inflows". *Water Resour. Res.* **16**(2), 275-283, 1980.
- [8] Labadie, J. W. "Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-art Review". *Journal of Water Resources Planning and Management*, **130**(2), 93-111, 2004.
- [9] Dembo, R.S. "Scenario optimization", *Annals of Operations Research*, **30**(1), 63-80, 1991.
- [10] Escudero, L.F., De La Fuente, J.L, Garcia, C. and Prieto, F.J. "Hydropower generation management under uncertainty via scenario analysis and parallel computation". *IEEE Trans. on Power Syst.* **11**(2), 683-689, 1996.
- [11] Nabona, N. "Multicommodity network flow model for long-term hydrogeneration optimization". *IEEE Trans. on Power Syst.* **8**(2), 395-404, 1993.
- [12] Martinez, L. and Soares, S. "Comparison between Closed-Loop and Partial Open-Loop Feedback Control Policies in Long-term Hydrothermal Scheduling". *IEEE Trans. on Power Syst.*, **17**(2), 2002.
- [13] Oliveira, G.G. and Soares, S. "A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydro-thermal Scheduling". *IEEE Trans. on Power Syst.* **10**(3), 1652-1641, 1995.
- [14] Rosenthal, R.E. "A nonlinear network flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system". *Operations Research* **29**(4), 763-785, 1981.
- [15] Zambelli, M.S., Siqueira, T.G., Cicogna, M.A., Soares, S. "Deterministic Versus Stochastic Models for Long-term Hydro-thermal Scheduling". In: 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Montreal, Canada, June, 2006.
- [16] Siqueira, T. G., Zambelli, M. S., Cicogna, M. A., Andrade, M. and Soares, S. "Stochastic Dynamic Programming for Long-term Hydrothermal Scheduling Considering Different Streamflow Models". In: PMAPS 2006 - 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, Stockholm, Sweden, June, 2006.
- [17] Mitra, S. and Hayashi, Y. "Neuro-fuzzy rule generation: survey in soft computing framework". *IEEE Transactions on Neural Networks*. **11**(3), pp. 748-768., May, 2000.
- [18] Solomatine, D.P. and Siek, M.B. "Modular learning models in forecasting natural phenomena". *Neural Networks* **10**(2). pp. 215-224, 2006.
- [19] Luna, I., Soares, S. and Ballini, R. "A Constructive vs. an Online Approach for Time Series Prediction". *IEEE Proc. of the North American Fuzzy Information Processing Society Meeting - NAFIPS'07*. pp. 256-261, 2007.
- [20] Takagi, T. and Sugeno, M. "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* (1), 116-132, January/February 1985.
- [21] Chiu, S. "A cluster estimation method with extension to fuzzy model identification". *Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems*, Vol. 2, Orlando - Florida, USA, pp. 1240-1245, 1994.
- [22] Jacobs, R., Jordan, M., Nowlan, S. and Hinton, G. "Adaptive Mixture of Local Experts". *Neural Computation*, **3**(1): 79-87, 1991.
- [23] Lapede, L. "Top-down & bottom-up forecasting in S&OP". *Journal of Business Forecasting*, **25**(2). pp. 14-16, 2006.

IX. BIOGRAPHIES



Mônica S. Zambelli (M'2006) Vitória, Brazil, 1980. B.Sc. in Computer Engineering, Federal University of Espírito Santo (UFES), Vitória, Brazil, 2003; M.Sc. in Electrical Engineering, State University of Campinas (UNICAMP), Campinas, Brazil, 2006.

She is currently a Ph.D. student and a research worker in the Hydro-thermal Power System Group of the Electrical and Computer Engineering School at UNICAMP. Research interests include planning and operation of hydroelectric power systems, optimization problems and computational solution techniques, as well as software modeling and development.



Ivette Luna Lima, Peru, 1978. B.Sc. in Mechatronic Engineering, National University of Engineering (UNI), Peru, 2000; M.Sc. and PhD in Electrical Engineering, UNICAMP, Brazil, 2003 and 2007, respectively.

She is currently a research associate at the Faculty of Electrical Engineering at UNICAMP. Among her main topics of interest are time series analysis and forecasting, neural networks, fuzzy inference systems, optimization and learning techniques.



Secundino Soares Filho (M'89, SM'92) Santos, Brazil, 1949. B.Sc. in Mechanical Engineering, Aeronautical Technology Institute (ITA), São José dos Campos, Brazil, 1972; M.Sc. and Ph.D. in Electrical Engineering, UNICAMP, Campinas, Brazil, 1974 and 1978, respectively.

He joined the staff of UNICAMP in 1976. From 1989 to 1990 he was with the Department of Electrical Engineering at McGill University in Canada as a visiting associate professor. He is currently a professor at the Electrical and Computer Engineering School of UNICAMP, with research interests involving the planning and operation of electrical power system.

Predictive Control Approach for Long-Term Hydropower Scheduling Using Annual Inflow Forecasting Model

Mônica S. Zambelli*, Ivette Luna*
Secundino Soares*

* *Campinas State University, Campinas, SP Brazil*
(e-mail: monica (iluna, dino)@cose.fee.unicamp.br)

Abstract: This paper proposes an annual inflow forecasting model in an open-loop feedback control operational policy for long-term hydropower scheduling. A deterministic optimization model precisely represents hydropower generation by taking into consideration water head as a nonlinear function of storage, discharge and spillage. The inflow is made available by a forecasting model based on a fuzzy inference system that captures the nonlinear correlation of consecutive inflows on an annual basis, with disaggregation of the results on a monthly basis. The performance of the proposed approach is evaluated by simulation for a multi-reservoir system, based on historical inflow records and compared to the same approach on monthly basis. The results show that the proposed approach leads to an operational performance closer to that of the perfect foresight solution, providing lower spillages and higher average hydropower efficiency and generation.

Keywords: fuzzy inference systems, hydrothermal power systems, inflow forecasting, nonlinear optimization, predictive control.

1. INTRODUCTION

Long Term Hydropower Scheduling (LTHS) is quite complex due to aspects such as the long-term horizon to be analyzed, the operational interconnection between hydro plants in the same cascade, the nonlinear nature of hydropower production and thermal fuel cost functions. Over all, one main concern is yet the stochastic nature of water inflows.

Stochastic approaches have been widely suggested for dealing with reservoir operational problems. The most common of these approaches are based on Stochastic Dynamic Programming (SDP) models (Stedinger et al. 1984) since such models can handle the nonlinear relations between variables and the randomness of inflows by considering their probability distribution functions. The main drawback is that the computational complexity of SDP increases exponentially with the number of sites in the system, the so-called "curse of dimensionality" (Bellman 1957). Therefore, some sort of simplification is required for multiple-reservoir systems.

One very common simplification consists of using aggregated composite models to represent multiple-reservoir systems, treating them as if they involved a single reservoir (Arvanitidis and Rosing 1970; Cruz and Soares 1996). Although proving only a rough estimation of the operation of the hydropower system, this approach has been applied in many hydropower systems around the world since it allows the straightforward application of SDP based methods.

Some approaches try to overcome the drawback of dimensionality by assuming linearization (Turgeon 1980;

Valdes et al. 1995; Labadie 2004). The stochastic approach adopted by the Brazilian ISO is based on aggregation of the hydropower system into four interconnected regional composite reservoirs, and linearization using Bender's cuts on a stochastic, multistage decomposition framework, thus approximating expected future costs as piecewise linear functions (Pereira and Pinto 1991).

Another alternative for LTHS is based on deterministic optimization within the framework of scenario techniques (Dembo 1991; Nabona 1993; Escudero et al. 1996). In this approach, the operational policy is based on the solutions of a deterministic optimization model for a set of different scenarios designed to represent the stochastic nature of inflows.

Yet another approach, also based on deterministic optimization models, is the Open-Loop Feedback Control (OLFC) policy, where operating decisions are obtained for the most probable inflow scenario provided by a forecasting model adjusted on a monthly basis. Tests with single-reservoir systems indicate a performance similar to that using SDP methodology (Martinez and Soares 2002).

This paper proposes an approach using annual inflow forecasting models in an OLFC operational policy for LTHS. This Predictive Control (PC) approach yields an accurate representation of the system is possible within the deterministic optimization model, which represents hydropower generation by taking into consideration water head as a nonlinear function of storage, discharge and spillage. Inflow series are provided by a forecasting model based on a Fuzzy Inference System (FIS) that captures the

nonlinear correlation between consecutive inflows on an annual basis. Annual inflow forecasting is then disaggregated on a monthly basis. Various design aspects of the optimization model such as planning horizon and final reservoir storage conditions are discussed.

The performance of the PC approach for hydropower scheduling of multi-reservoir systems was evaluated considering a case study of a real Brazilian river basin with five cascaded hydro plants. The performance of the annual PC approach was evaluated by simulation over the entire period represented by historical inflow records and compared to the same approach on monthly basis.

This paper is organized as follows: Section 2 describes the deterministic nonlinear optimization model. Section 3 presents the proposed PC approach and some details of implementation. Section 4 then describes the FIS model implemented for inflow forecasting. Section 5 presents the case study performed, and Section 6 states the conclusions of the paper.

2. PROBLEM FORMULATION

The LTHS problem, in its deterministic version, can be formulated as the following nonlinear programming problem:

$$\alpha(x_0) = \min \sum_{t=1}^T \psi(D_t - p_t) \quad (1)$$

Subject to:

$$p_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} \quad \forall t \quad (2)$$

$$p_{i,t} = k_i h_{i,t} q_{i,t} \quad \forall i, t \quad (3)$$

$$h_{i,t} = \phi_i(x_{i,t}^{avg}) - \theta_i(u_{i,t}) - \xi_i(q_{i,t}) \quad \forall i, t \quad (4)$$

$$x_{i,t}^{avg} = (x_{i,t-1} + x_{i,t}) / 2 \quad \forall i, t \quad (5)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \cdot \gamma_t \quad \forall i, t \quad (6)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i, t \quad (7)$$

$$X_{i,t}^{\min} \leq x_{i,t} \leq X_{i,t}^{\max} \quad \forall i, t \quad (8)$$

$$u_{i,t} \geq U_{i,t}^{\min} \quad \forall i, t \quad (9)$$

$$Q_{i,t}^{\min} \leq q_{i,t} \leq q_{i,t}^{\max}(h_{i,t}) \quad \forall i, t \quad (10)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i, t \quad (11)$$

where:

t	time stage index (months)
T	number of time stages in planning period
ψ	thermal generation cost (in \$)
D	load demand (in MW)
p	hydropower generation (in MW)
x	reservoir storage at end of stage (in hm^3)
X^{\min}, X^{\max}	limits for reservoir storage (in hm^3)
u	release from reservoir (in m^3/s)

U^{\min}	minimum release (in m^3/s)
q	discharge through turbines (in m^3/s)
Q^{\min}	minimum discharge (in m^3/s)
q^{\max}	maximum discharge function (in m^3/s)
v	spillage from reservoir (in m^3/s)
k	productivity constant (in $MW/(m^3/s).m$)
ϕ	forebay elevation function (in m)
θ	tailrace elevation function (in m)
ξ	penstock head loss function (in m)
y	incremental inflow into reservoir (in m^3/s)
γ	conversion factor equal to the period duration in seconds divided by 10^6 ;

The objective function of such LTHS problems depends on the specific context in which the hydropower system is operated. In deregulated power markets, for instance, the objective might be to maximize revenues from selling more energy on the market, whereas in tight pools such as that of Brazil and those found in vertical hydrothermal power systems, it might be to minimize the cost of thermal generation. When considering inflow uncertainty, as is of concern here, this specific objective is irrelevant.

For this paper, the fuel costs of thermal generation are used to determine the objective function in (1). Imports from neighbouring systems and load shortage can also be considered as dummy thermal plants. The cost function ψ is calculated by the economic dispatch of thermal plants and, as a consequence, is a convex decreasing function of hydropower generation p , for a given load demand D .

The hydro generation of plant i at interval t , represented by (3), is a nonlinear function of water storage in the reservoir, water discharge through the turbines and water spillage from the reservoir. The equality constraint in (6) represents the water balance in the reservoir, where terms such as evaporation and infiltration have not been considered for the sake of simplicity.

Lower and upper bounds on variables, expressed by constraints (8)-(11) are imposed by the physical operational constraints of hydro plants, as well as by constraints associated with multiple uses of water. Since spillage (v) does not produce energy it does not reduce thermal costs and should be handled as a slack variable. It will only be different from zero if the release is greater than maximum value of discharge ($u > q^{\max}$) and the reservoir cannot accommodate any more water ($x = X^{\max}$).

3. PREDICTIVE CONTROL APPROACH

The PC approach corresponds to an operational policy for LTHS problems based on an OLFC framework. The discharge decisions at each stage are obtained from a deterministic nonlinear optimization model based on the inflow sequence provided by a forecasting model.

Since the OLFC framework is considered, this inflow sequence for a given optimization horizon serves as input for the optimization model providing optimal discharge solutions during that time horizon on the basis of the forecasted inflow sequence. Hence, the optimal discharge for the first stage of the optimization model will be the PC discharge decision for the current stage.

The simulation procedure used constitutes the decision-making process of the OLFC approach. This means that for each stage of the simulation procedure, the forecasting and optimization models must be executed over an optimization horizon in order to obtain the discharge decision to be implemented.

Feedback control is assured since for each stage the forecasting model updates the inflow forecasting sequence, taking into consideration the last inflow that occurred during the simulation. Furthermore, for each stage, the optimization model updates the discharge decision as a consequence of the new inflow forecasting sequence and the new initial reservoir storage resulting from the previously simulated water balance.

An outline of the PC operational policy for the LTHS problem is shown in Fig. 1 where, for a given stage t of the simulation horizon T , the hydro system is observed and the reservoir storage levels $x_{i,t-1}$ are taken as the initial condition for the deterministic optimization model that must solve the LTHS problem for an optimization horizon T^* .

This policy is optimized by considering the inflow sequence $y_{i,t..T}^*$ supplied by the inflow forecasting model, the discharge $q_{i,t}^*$ of the first stage is selected as the PC operational policy decision implemented during the simulation. In the next stage ($t+1$), the resulting state of the system $x_{i,t}$ is observed, and the inflow forecast is updated on the basis of information about past inflows ($y_{i,t..t-1}$), including the latest inflow observed. This forecasting-optimization procedure is repeated until the end of the simulation horizon.

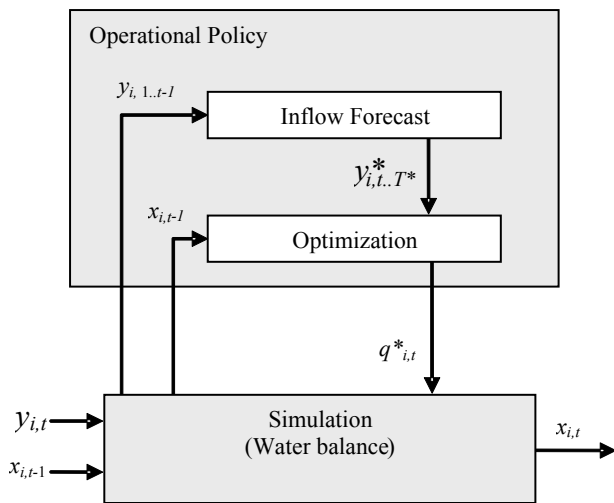


Fig. 1. Open-loop feedback control framework.

One important aspect that affects the performance of the PC approach is the boundary conditions of the optimization model in terms of the final storage of the reservoirs and the optimization horizon. Results from optimization with perfect foresight over the whole period of historical inflow records indicate that the reservoir storage at the beginning of each dry season is almost always at a maximum. With this in mind, the optimization horizon implemented by the PC approach reported in this paper adopts a rolling horizon that terminates at the beginning of the first dry season at least a year in the future, with the final storage as full.

In this paper, the solution of the deterministic nonlinear optimization model (1)-(11) for a given initial reservoir storage x_0 is obtained by a network flow algorithm specially developed to take advantage of the problem structure (Oliveira and Soares 1995).

Network flow algorithms are known to be approximately 100 times more efficient than are classical linear programming algorithms based on the Simplex Method, and for this reason they have been widely applied to hydropower scheduling. This is because they allow an efficient representation of the base matrix as a tree in the network. The network flow algorithm implemented to solve problem (1)-(11) simplifies the representation of bases (trees) and the procedure for their change by exploring a network which has only three arcs (storage, discharge and spillage variables) leaving each node, with the nodes representing hydro plants between time stages.

4. FUZZY INFERENCE FORECASTING MODEL

4.1. Fuzzy Inference Model

Various approaches exploiting the fuzzy logic artificial intelligence have emerged in recent years as an alternative to the construction of effective predictors, since they are able to efficiently map the non-linear nature of relations between independent and dependent variables (Mitra and Hayashi 2000). Indeed, a great variety of strategies using neural networks and fuzzy systems have proved their efficiency for time series prediction, especially for river streamflow forecasting (Solomatine and Siek 2006; Luna et al. 2007).

In this paper, inflow is forecasted using a nonlinear model based on a Fuzzy Inference System (FIS) derived from a first order Takagi-Sugeno (TS) fuzzy system (Takagi Sugeno 1985).

Input space is partitioned in M sub-regions, with each one of these represented by a fuzzy rule R_i , $i=1,..,M$. Each input pattern will have a certain degree of membership in relation to each region of the partitioned input space, calculated with Gaussian membership functions $g_i(x^t) = g_i^t$ that strongly depend on centers and covariance matrices related to the fuzzy partitioning and membership functions.

Therefore, the model output \hat{y}^t , representing the predicted value for a future time stage, is calculated by means of nonlinear weighted averaging between local output y_i^t and

their respective degree of membership g_i^t , according to the following equation:

$$\hat{y}^t = \sum_{i=1}^M g_i^t \times y_i^t \quad (12)$$

The number of fuzzy rules codified in the model structure is defined using an unsupervised clustering algorithm, the *Subtractive Clustering* algorithm, proposed in Chiu (1994). In this case, consequents of the fuzzy rule were defined as linear models, so that $y_i^t = \theta_i \times x^t$.

The general structure adopted for the FIS is depicted in Fig. 2, where $x^t = [x_1^t, x_2^t, \dots, x_p^t] \in R^p$ is the input vector at instant t and $\hat{y}^t \in R$ is the output model for input x^t .

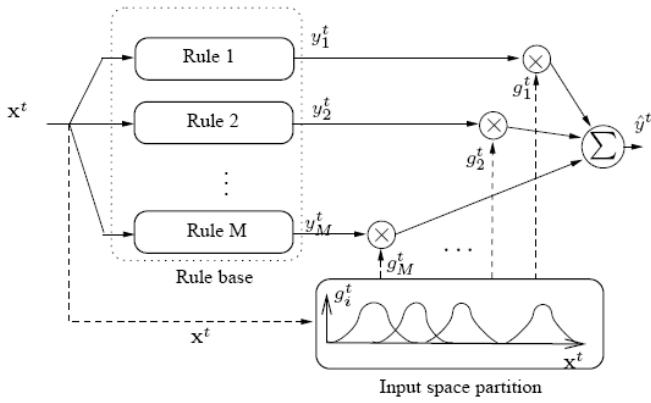


Fig. 2. General representation of an FIS.

Model parameters, spreads and coefficients for local models, were adjusted in an offline fashion using the Expectation Maximization algorithm (Jacobs et al. 1991).

4.2. Forecasting Approaches

Two approaches were evaluated for obtaining the inflow forecast sequences necessary for the PC approach. The first, FIS-M consists of adjusting twelve different FIS models, one for each month of the year. Generally, such models are optimized by considering a one-step-ahead forecast error, which results in the degradation of performance when applied to a long-term forecasting task, although their performance is relatively good for one-step-ahead inflow forecasting.

The second approach, FIS-A, which is the contribution of this paper, reduces the long-term forecasting error in the LTHS by using a top-down forecast strategy. Top-down forecasting (TD) is extremely useful for improving the accuracy of detailed forecasts (Lapide 2006), since errors are compensated for and variations can cancel each other out.

The FIS-A approach predicts an aggregation of the twelve future monthly inflow samples (the aggregate inflow for the next year) by adjusting twelve different models on an annual basis, the m -th FIS model thus providing the aggregate of the samples over the next twelve months. Let the annual aggregate forecast given by the annual m -th FIS model be

represented by $\hat{y}^{t,m}_{FIS-A}$, where m also represents the actual month of stage t . The estimates for the inflows for the next k months are represented by \hat{y}_k , with $k=t+1, \dots, t+h$. Thus, $\hat{y}^{t,m}_{FIS-A}$ is defined as:

$$\hat{y}^{t,m}_{FIS-A} = \sum_{k=t+1}^{t+h} \hat{y}_k \quad (13)$$

where h represents the forecast horizon (lead time) adopted during the PC approach; in this case, it is set to $h=12$. Then, instead of adjusting twelve FIS models for monthly streamflow forecasting in a direct way, the top-down approach (FIS-A) adjusts the twelve models on an annual basis. However, the forecast results will then need to be disaggregated into the respective monthly estimates.

The disaggregation of the annual inflow forecasting into twelve monthly samples is performed considering the relative contribution of long-term average values of historical inflows for each month to its annual value.

The results presented in the following sections show the importance of working with accurate models considering the aggregate of future monthly samples over the entire optimization horizon, and the influence of this accuracy on the more precise results of the PC approach in relation to those of the other forecast strategy analyzed.

5. CASE STUDY

The PC approach was applied to LTHS in a case study composed of five reservoir hydro plants from one of the most important Southeast Brazilian river basins. The system has a total installed capacity of 9624 MW; the spatial coupling between the hydro plants is depicted in Fig. 3.

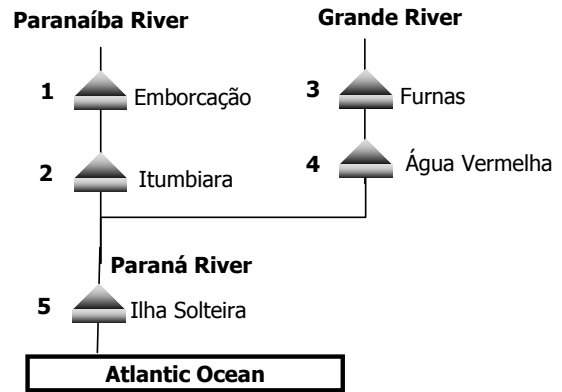


Fig. 3. Topology of case study system

In order to get a balanced hydrothermal system, the thermal installed capacity, in MW, was considered to be equal to the total hydro power capacity, and the load demand was assumed to be constant and equal to half the total installed capacity of the system.

The operational cost ψ , representing the minimum cost of thermal generation, is given by the quadratic function in (14),

which is a good fit for the cost of thermal generation in the Brazilian power system.

$$\psi = 0.02(D_t - P_t)^2 \quad (14)$$

The PC approach was implemented and simulated on a monthly basis for the entire historical inflow sequence, extending from 1936 to 2007. All constraints present in the formulation of the optimization problem (1)-(11) have been considered in the simulation. The forebay ϕ and tailrace θ elevations were represented by 4th degree polynomial functions and the penstock head loss ξ by a quadratic function.

System data used for the case study were taken from official data sources, accessible online¹, and reflect the system configuration in September of 2008.

A deterministic optimization for the period encompassed by the historical records provides the perfect foresight (PF) solution, which was also computed to establish an upper bound for the performance of the operational policies being investigated.

Table 1 summarizes the simulation results in terms of average values of hydropower generation, operational cost, spillage, and final stored energy in the system. The standard deviation of the generation is also given.

Table 1. Simulation Results

	Cost (\$/month)	Hydropower (MWmonth)		Final Stored Energy (MWmonth)	Spillage (m ³ /s)
		Avg.	Std. Dev.		
PF	357385,9	5476,1	807,1	28590,7	28,4
PCFIS-M	407254,6	5312,8	1348,5	26659,6	141,3
PCFIS-A	401042,0	5342,5	1321,7	27662,8	125,1

As was expected, the PF solution provided the lowest cost, highest average and lowest standard deviation for hydropower generation, as well as lowest spillage. This high performance was guaranteed since the decision maker had perfect foresight of future inflows.

The PC approach on a monthly basis (PCFIS-M) cost 14.0% more than the PF solution. This sub-optimality can be interpreted as a “cost of uncertainty”, since it measures the additional cost due to the need for decision-making under uncertainty of inflows. Moreover, the results of the PCFIS-M reflect an increase of 112.9 m³/s in water spillage, as well as a reduction of 3.0% in average hydropower generation.

The PC approach using the FIS model on an annual basis, then disaggregating the forecasts on a monthly basis (PCFIS-A) presented a “cost of uncertainty” of 12.2%, a significant 2% improvement over the monthly PCFIS-M approach.

Moreover, this PCFIS-A solution yields greater and more stable hydropower generation, as indicated by the 2% lower standard deviation. Furthermore, the spillage showed a decrease of 16,26 m³/s.

The superior performance of the PCFIS-A approach can be attributed to the fact that the discharge decisions for the optimization model are much more sensitive to the total annual inflow than to the specific values of any one month. Indeed, the interpretation of streamflows as annual series provides tangible evidence of how far the hypothetical model deviates from the typical relationship between runoff and storage (Philbrick and Kitanidis 1999).

A more detailed analysis can be made by observing the trajectory of the stored energy resulting from the two approaches. In Fig. 4 these trajectories are shown for the simulation period of May 2002 to April 2007. This period was not included in the FIS training process.

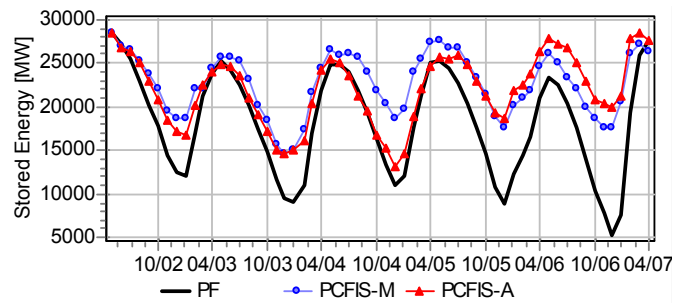


Fig. 4. Trajectory of stored energy

The PF solution reveals five independent hydrological cycles, one per year, corresponding to a reduction in storage for the period from May to October for all the years, and an increase for that from November to April. This behavior is a consequence of the hydrological season (dry season begins in May and wet season begins in November), as well as the optimization objective, with the reservoirs used to regulate the streamflow in the cascade. Each year, the reservoir reduces its storage to the exact level necessary to provide complete refilling without spillage. Only with perfect foresight of inflows is it possible to achieve such perfection for the maximization of the water head without spillage.

Both operational policies investigated follow the PF trajectory closely. PCFIS-A seems to have performed better during the first and third years, whereas the PDFIS-M did so for the last year. In second and fourth years, the two approaches provided an equivalent performance. The forecast scenarios furnished by the annual approach were closer to the actual real-time ones, which results in a better operation when deterministic optimization methods are used.

Indeed, for the period from May 2002 to April 2007, PCFIS-A performed better, with a “cost of uncertainty” of 16.6%, in contrast to the 19.0% of the PCFIS-M. Power generation was also 1% greater.

¹ [http://www.ccee.org.br/following: Comercializa%7Cao%20de%20Energia » Pre%7Cos » Download Deck de Pre%7Cos](http://www.ccee.org.br/following:Comercializa%7Cao%20de%20Energia%20Pre%7Cos%20Download%20Deck%20de%20Pre%7Cos).

6. CONCLUSIONS

This paper has presented an operational policy for long-term hydropower scheduling based on deterministic nonlinear optimization and annual inflow forecasting models using an open-loop feedback control framework.

The effectiveness of predictive control operational policies based on monthly and annual inflow forecasts given by a fuzzy inference system was investigated, and the policies were tested in a five-reservoir case study.

The simulation results using historical inflows have demonstrated the superior performance of the predictive control approach based on annual forecasts in relation to that based on monthly inflows. Some aspects can help explain this result. First, annual series are easier to predict in a single step, whereas monthly series forecasting ranges from one to twelve steps ahead to compose a single year. Second, interpreting inflows as annual series diminishes the influence of finite reservoir storage on the operation of a system. Finally, discharge decisions based on the deterministic optimization model in an OLFC framework are more sensitive to the total water flow available for the entire optimization horizon than to this information for each specific month.

This in fact explains the expressive improvements obtained by the use of the predictive control approach with inflow forecasting on an annual basis. The significant increases in hydropower generation and reduction in operational costs presented are a reflection of the efficiency of the approach for the management of reservoirs in a way which accommodates possible spillages and achieves greater hydropower efficiency.

Moreover, the proposed approach can be applied to any large scale hydrothermal system maintaining a precise representation of the system's non-linearities, without any need for simplification. This leads to more stable scheduling, and thus to more economic operation.

7. ACKNOWLEDGEMENTS

The authors gratefully acknowledge the contributions of R. Salgado for the running some of the case study simulations. This research was supported by the Foundation for the Support of Research of the State of Sao Paulo (FAPESP) and the Brazilian National Council for Research (CNPq).

REFERENCES

- Arvanitidis, N. V. and Rosing, J. (1970) "Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system." *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems PAS - 89*, 319-326.
- Bellman, R. E. (1957) "Dynamic Programming", Princeton University Press, Princeton, NJ.
- Chiu, S. (1994) "A cluster estimation method with extension to fuzzy model identification." *Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems*, Vol. 2, 1240-1245.
- Cruz, Jr. G. and Soares, S. (1996) "Non-Uniform Composite Representation of Hydroelectric Systems for Long-Term Hydrothermal Scheduling." *IEEE Trans. on Power Systems*, 11(2), 701-707.
- Dembo, R.S. (1991) "Scenario optimization." *Annals of Operations Research*, 30(1), 63-80.
- Escudero, L.F., De La Fuente, J.L., Garcia C. and Pietro, F.J. (1996) "Hydropower generation management under uncertainty via scenario analysis and parallel computation." *IEEE Trans. on Power Systems*, 11(2), 683-689.
- Jacobs, R., Jordan, M., Nowlan, S. and Hinton, G. (1991) "Adaptive Mixture of Local Experts." *Neural Computation*, 3(1), 79-87.
- Labadie, J. W. (2004) "Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-art Review." *Jour. of Water Resources Planning and Management*, 130(2), 93-111.
- Lapide, L. (2006) "Top-down & bottom-up forecasting in S&OP." *Jour. of Business Forecasting*, 25(2), 14-16.
- Luna, I., Soares, S. and Ballini, R. (2007) "A Constructive vs. an Online Approach for Time Series Prediction." *IEEE Proc. of the North American Fuzzy Information Processing Society Meeting - NAFIPS'07*. pp. 256-261.
- Martinez, L. and Soares, S. (2002) "Comparison between Closed-Loop and Partial Open-Loop Feedback Control Policies in Long-term Hydro-thermal Scheduling", *IEEE Trans. on Power Syst.*, 17(2).
- Mitra, S. and Hayashi, Y. (2000) "Neuro-fuzzy rule generation: survey in soft computing framework." *IEEE Trans. on Neural Networks*, 11(3). pp. 748-768.
- Nabona, N. (1993) "Multicommodity network flow model for long-term hydrogeneration optimization." *IEEE Trans. on Power Syst.*, 8(2), 395-404.
- Oliveira G.G. and Soares S. (1995) "A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydro-thermal Scheduling." *IEEE Trans. on Power Syst.*, 10(3), 1652-1641.
- Pereira, M. V. F. and Pinto, L. M. V. G. (1991) "Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning." *Math. Programming* 52(2), 359-375.
- Philbrick, C. R. and Kitanidis, P.K. (1999) "Limitations of Deterministic Optimization Applied to Reservoir Operations." *Jour. of Water Res. Planning Management*, 125(3), 135-142.
- Stedinger J. R., Sule B. F. and Loucks D. P. (1984), "Stochastic Dynamic Programming Models for Reservoir Operation Optimization", *Water Resources Research*, 20(11), pp. 1499-1505.
- Solomatine, D.P. and Siek, M.B. (2006) "Modular learning models in forecasting natural phenomena." *Neural Networks* 10(2), 215-224.
- Takagi, T., and Sugeno, M. (1985) "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control." *IEEE Trans. on Syst., Man. and Cybernetics*, (1) 116-132.
- Turgeon, A. (1980) "Optimal operation of multireservoir systems with stochastic inflows." *Water Resources Research*, 16(2), 275-283.
- Valdes, J. B., Filippo, J. M. D., Strzepek, K. M., Restrepo, P. J. (1995) "Aggregation-disaggregation approach to multireservoir operation." *ASCE Jour. of Water Res. Planning Management* 121(5), 345-351.

Estudo Comparativo entre Modelos Estocástico e Determinístico para o Planejamento da Operação Energética do Sistema Interligado Nacional

André E. Toscano, Mônica S. Zambelli, Leonardo S. A. Martins,
Makoto Kadowaki, Secundino Soares Filho
Ricardo Guedes, Luis Nogueira e Erinaldo F. dos Santos

Resumo – Este artigo apresenta um estudo comparativo entre duas abordagens para o planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional (SIN). A abordagem estocástica é representada pelo modelo NEWAVE, que utiliza Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) e representa o sistema hidrelétrico por quatro subsistemas equivalentes interligados. A abordagem determinística é representada pelo modelo ODIN, que utiliza um modelo de otimização determinístico não linear que representa o sistema hidrelétrico através de usinas individualizadas. Para efeito de comparação a solução do modelo NEWAVE foi desagregada a usinas individualizadas pelo modelo SUIISHI-O. A comparação foi feita por simulação no histórico de vazões utilizando a configuração do deck de dados NW200809 de setembro de 2008 da CCEE. Os resultados indicam um desempenho expressivamente melhor do modelo ODIN, proporcionando mais segurança e economia ao SIN através do aproveitamento mais eficiente dos recursos hidráulicos.

Palavras-chave – planejamento da operação energética, otimização não linear, otimização estocástica, regra de operação de reservatórios.

I. INTRODUÇÃO

O planejamento da operação de um sistema hidrotérmico de energia elétrica tem por objetivo atender os requisitos de consumo do sistema de forma econômica e confiável. Isto significa utilizar os recursos hidrelétricos disponíveis da melhor forma possível, reduzindo os custos da operação, sem, entretanto, comprometer a confiabilidade do sistema quanto ao atendimento da demanda de energia elétrica.

Este é um problema de otimização complexo devido a

Este trabalho foi desenvolvido no âmbito do Programa de Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico do Setor de Energia Elétrica regulado pela ANEEL e consta dos Anais do V Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (V CITENEL), realizado em Belém/PA, no período de 22 a 24 de junho de 2009.

R. Guedes, L. Nogueira e E. Santos trabalham na Companhia Energética de São Paulo - CESP (e-mails: rguedes (lnogueira, erinaldo.santos_ter)@cesp.com.br).

A. Toscano, M. Zambelli, L. Martins, M. Kadowaki e S. Soares fazem parte do grupo de pesquisas em Coordenação da Operação de Sistemas Eletroenergéticos (COSE) na UNICAMP (e-mails: atoscano (monica, leonardo,makoto,dino)@cose.fee.unicamp.br).

aspectos como o longo horizonte de planejamento a ser analisado considerando a dependência temporal das decisões, a natureza estocástica das vazões afluentes aos aproveitamentos, o acoplamento operativo entre as usinas pertencentes a uma mesma bacia hidrográfica, e as relações não lineares presentes nas funções de geração das usinas hidrelétricas e de custo da complementação termelétrica.

Considerando o sistema brasileiro, deve-se ainda mencionar a dimensão continental do sistema hidrelétrico, com um elevado número de aproveitamentos e reservatórios de acumulação com regularização plurianual, e uma vasta rede de transmissão interligando as usinas aos centros de carga.

Dentre estas características, a incerteza das vazões é considerada uma preocupação central do planejamento da operação energética, podendo se classificar as técnicas de solução em dois grupos de abordagens: estocásticas e determinísticas.

As abordagens estocásticas consideram a aleatoriedade das vazões afluentes através de funções de distribuição de probabilidades e aplicam técnicas de otimização clássicas baseadas em programação dinâmica estocástica (PDE) [1]. Essa técnica de solução é amplamente utilizada em problemas de planejamento hidrotérmico por ser capaz de considerar, além das incertezas das vazões, as não linearidades do problema. Entretanto, essa estratégia requer algum tipo de simplificação devido ao crescimento exponencial do tempo computacional com a dimensão do sistema [2].

Essa simplificação pode ser feita na representação do sistema, agregando múltiplos reservatórios em um equivalente energético [3][4][7], ou no procedimento de resolução através de linearizações [8][9] como, por exemplo, na utilização da decomposição de Benders [5]. Essas duas simplificações do problema têm sido adotadas pela metodologia em vigor no Brasil desde a década de 70, e que evoluiu na década de 90 para o modelo NEWAVE cuja técnica de solução baseia-se em programação dinâmica dual estocástica (PDDE) [6].

Nas abordagens determinísticas a técnica de otimização é aplicada considerando um dado cenário hidrológico. A solução do problema estocástico pode então ser obtida das

soluções do modelo determinístico para um conjunto de cenários diferentes, representando a natureza aleatória das vazões afluentes [10][11][12].

A vantagem dessa abordagem para o planejamento da operação é que esta pode ser diretamente aplicada a sistemas de grande porte dispensando simplificações.

Alguns artigos têm sido publicados aplicando e comparando abordagens estocásticas e determinísticas para o problema de planejamento da operação [13][16][17] de onde se conclui que cada caso deve ser analisado cuidadosamente a fim de se identificar a abordagem mais apropriada para o sistema e objetivos em questão.

Esse artigo é mais uma contribuição para essa comparação ao aplicar ambas as abordagens para o planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional (SIN).

A solução estocástica é dada pelo programa NEWAVE, que fornece curvas de custo futuro ao modelo o SUISHI-O que por sua vez, utilizando-se destas, determina o planejamento energético do sistema fornecendo a desagregação a usinas individualizadas.

A solução determinística é fornecida pelo programa ODIN (Otimização do Despacho Interligado Nacional), desenvolvido na UNICAMP, que será detalhado mais adiante. Ambas as abordagens foram testadas em um ambiente de simulação único, desenvolvido também na UNICAMP, considerando dados reais do SIN com todas as suas restrições operativas. As simulações foram feitas sobre 70 cenários contidos nos registros históricos de vazões afluentes.

II. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

Este trabalho constitui parte dos resultados obtidos no projeto de P&D intitulado “Previsão de Despacho de Geração por Patamar de Carga em Base Semanal das Usinas do SIN”, num convênio firmado entre a Fundação de Desenvolvimento da UNICAMP (FUNCAMP) e a Companhia Energética de São Paulo (CESP).

O objetivo geral do projeto de P&D foi o desenvolvimento de um programa computacional para a otimização da operação do SIN a usinas individualizadas em base semanal, com a obtenção do despacho de geração por usina e patamar de carga, partindo do despacho mensal. Ainda, o modelo considera os limites de intercâmbio entre os subsistemas, e fornece a geração por patamar de carga a partir de estudos de alocação ótima da geração na curva de carga do sistema.

No planejamento da operação utiliza-se um horizonte de até cinco anos com discretização mensal, sendo o primeiro mês discretizado em semanas. Nessa etapa o objetivo principal é o gerenciamento otimizado dos reservatórios de acumulação das usinas hidrelétricas visando à minimização dos custos esperados de complementação do mercado através de geração termelétrica, importação e eventualmente racionamento.

Nessa etapa, busca-se também estimar o risco de não suprimento do mercado, bem como os custos esperados

marginais (CMO) e totais da operação.

A. Abordagem Estocástica

A abordagem estocástica considerada nesse artigo é representada pelo modelo NEWAVE que utiliza como técnica de solução a PDDE para resolver o problema de planejamento da operação energética do SIN.

Essa abordagem considera o sistema hidrelétrico brasileiro representado por quatro subsistemas equivalentes interligados. Como resultado da otimização com modelo NEWAVE sobre os cenários históricos de vazões, foram obtidas 70 séries de geração por subsistema, bem como as curvas de custo futuro esperado associadas a cada solução.

A desagregação dessa solução é realizada pelo modelo SUSHI-O, que fornece o despacho hidráulico mensal por usina no horizonte de planejamento. O acoplamento dos modelos é realizado através das curvas de custo futuro esperado geradas com o modelo NEWAVE.

B. Abordagem Determinística

A abordagem determinística é representada pelo modelo ODIN e resulta da atribuição de valores previstos às variáveis aleatórias (vazões) do problema, possibilitando a obtenção da solução ótima com um modelo de otimização determinístico não linear a usinas individualizadas.

O modelo ODIN utiliza como técnica de solução o controle preditivo onde a cada intervalo de tempo (mês) as decisões (turbinagens e vertimentos) são tomadas por um modelo de otimização não linear a usinas individualizadas alimentado com vazões previstas. Testes desta abordagem para sistemas com uma única usina hidrelétrica, onde o foco se concentrou no tratamento da incerteza das vazões já que a dimensão não era problema, comprovaram que a abordagem é competitiva com a programação dinâmica estocástica [13].

Um esquema da simulação da operação segundo essa política pode ser visto na Figura 1, para um dado estágio de tempo t .

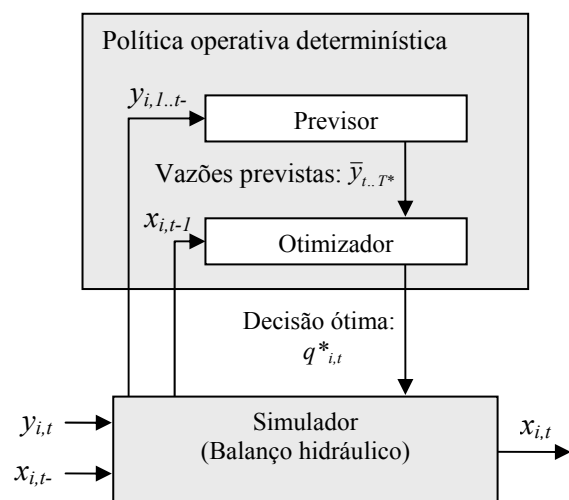


Figura 1. Diagrama esquemático da política operativa determinística.

Para cada estágio t de planejamento, o estado do sistema é observado e utilizado como condição inicial para a resolução de um problema de otimização determinística, para um horizonte de otimização $[t, T^*]$. Essa otimização tem como base os valores previstos dos parâmetros incertos do sistema ao longo do horizonte de otimização e apenas a solução ótima do primeiro estágio q_t^* é selecionada para atuar no sistema. No estágio seguinte, $t+1$, o novo estado do sistema é observado e a previsão das vazões é atualizada, com base nas últimas informações disponíveis no sistema. Esse procedimento de previsão/otimização é repetido até o fim do horizonte de planejamento, estágio T .

Neste trabalho, o horizonte de tempo considerado pelo modelo de otimização e o estado final de armazenamento dos reservatórios foram selecionados de forma a maximizar o desempenho da abordagem.

O modelo ODIN utiliza o algoritmo de otimização não linear determinístico a usinas individualizadas baseado em fluxo em rede com custos não lineares e arcos capacitados [14][15]. Nesse trabalho os valores previstos das séries de vazões afluentes foram dados pelas médias mensais históricas. Isso significa que o desempenho da abordagem determinística aqui implementada usando a MLT (média de longo termo das vazões mensais) como previsão pode ainda melhorar significativamente com o uso de técnicas de previsão mais eficientes.

III. ESTUDO DE CASO

O desempenho das políticas operacionais foi comparado no sistema computacional de suporte à decisão denominado HYDROLAB. Um módulo de importação de dados foi implementado a fim de que o estudo de caso contemple todas as informações do deck do NEWAVE, tal como é disponibilizado pela CCEE.

O processo de importação contemplou também a aquisição do despacho hidráulico do SIN fornecido pelo modelo SUISHI-O. Neste projeto foi importado o deck de dados referente ao PMO de setembro de 2009 (NW200809), que considera a evolução dinâmica do parque gerador e do mercado programados até dezembro de 2012.

No estudo de caso considerado o parque gerador é composto de 125 usinas hidrelétricas somando 84,3 GW de potência instalada, e 113 usinas termelétricas com 14,4 GW de potência instalada total. Foram retiradas 10 usinas hidrelétricas do estudo de planejamento energético devido a possuírem bombeamentos e desvios de água, que ainda não são tratados pelo modelo ODIN. Os mercados dos subsistemas que tiveram usinas retiradas foram abatidos de forma proporcional. Foi considerado patamar de carga único e quatro patamares de déficit.

Após estes ajustes, o caso de estudo foi submetido à simulação considerando as decisões dadas pelo modelo estocástico NEWAVE, desagregadas pelo modelo SUISHI-O (NW-SUISHI) e pelo modelo determinístico ODIN.

A solução do NW-Suishi passou por um processo de verificação de resultados e consistência dos balanços hidráulicos em relação à solução original SUISHI-O. A fim

de evitar correções em tempo de simulação, essa solução não teve compromisso com os limites de intercâmbio, assim o custo marginal de operação fornecido é igual para todos os subsistemas.

Para simulação, foram adotados 70 cenários hidrológicos compreendidos no histórico de vazões de 1932 a 2006.

A. Resultados para o SIN

Na Tabela I encontra-se um resumo dos resultados da simulação das políticas estocástica (NW-SUISHI) e determinística (ODIN) para o SIN. São apresentados os valores médios de custo da operação e de geração hidrelétrica, e a energia armazenada final.

Tabela I. Resultados Estatísticos Gerais da Simulação.

	Custo	Geração Hidráulica	Geração Térmica	EArm Final
	(Milhões R\$)	(MW)	(MW)	(MWmédios)
NW-SUISHI	2.245,73	47.190,3	5143,8	97.742
ODIN	1.881,48	47.897,5	4058,4	122.962

Os resultados indicam que a abordagem determinística obteve um custo total de operação 16,2% menor, uma geração hidráulica 1,5% maior, o que implicou em uma redução de 26,7% na geração termelétrica média e ainda deixou o SIN com quase 26% a mais de energia armazenada final.

Esse resultado é consequência de uma operação mais eficiente das usinas hidrelétricas, que em geral operaram com maior armazenamento. Assim, o modelo ODIN consegue alcançar uma maior produtividade nas usinas hidrelétricas e, consequentemente, atender a demanda utilizando menos a água armazenada nos reservatórios, o que também proporciona uma operação mais segura do SIN.

Nas figuras 2, 3, 4 e 5 são apresentados os gráficos das trajetórias médias de geração hidrelétrica, de geração termelétrica, de custo da operação, e de energia armazenada, respectivamente, para os modelos simulados.

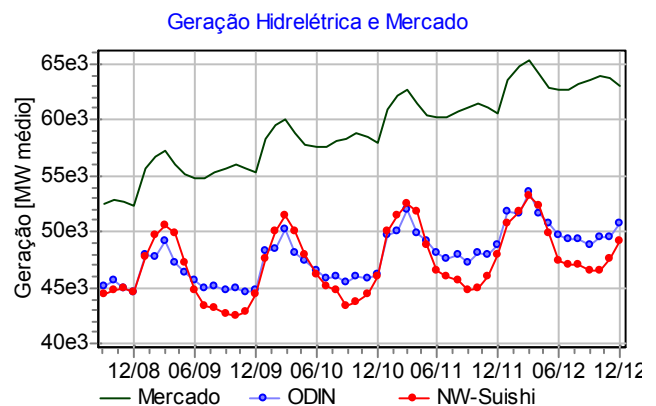


Figura 2. Geração hidrelétrica do SIN.

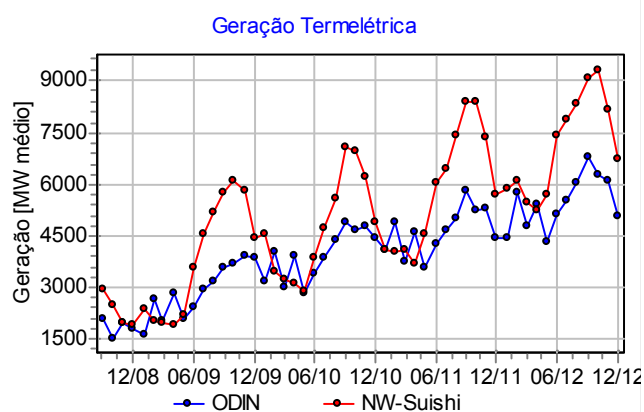


Figura 3. Geração termelétrica do SIN.

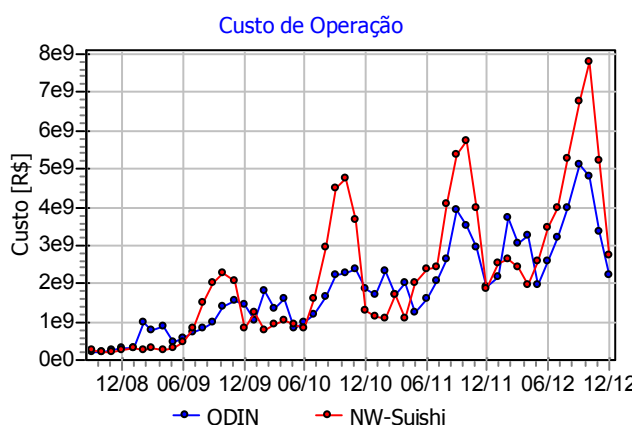


Figura 4. Custo de operação do SIN.

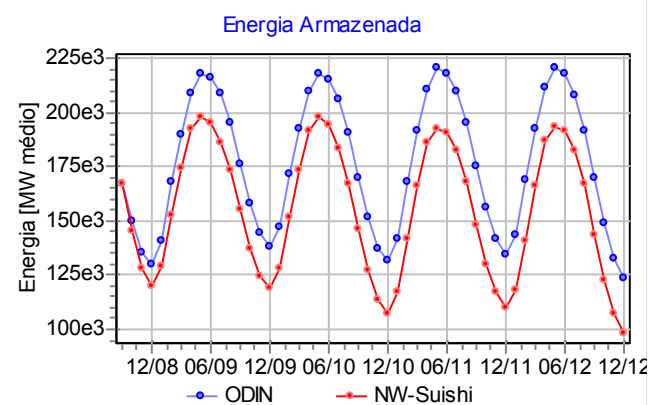


Figura 5. Energia armazenada do SIN.

No gráfico de geração hidrelétrica pode-se observar que ambas as políticas seguem um mesmo padrão sazonal na geração, acompanhando a oferta hidrológica de vazão afluente e atingindo picos de geração no mês de março. Apesar de o modelo NEWAVE fornecer valores de geração superiores próximos a esses picos (período úmido), no período seco o modelo ODIN mantém a geração hidrelétrica significativamente mais alta ao gerenciar melhor o armazenamento durante o esvaziamento e enchimento anual dos reservatórios em cascata. Outro ponto a destacar é que o despacho hidrelétrico no modelo ODIN é mais estável apresentando um desvio padrão 29% menor que o dado pela solução do modelo estocástico.

O despacho termelétrico do modelo NW-SUISHI foi em

média 26,7% maior que o do modelo ODIN, por consequência de sua menor oferta hidráulica. Pode-se observar no gráfico de geração termelétrica que no modelo ODIN a geração termelétrica fornecida tem uma variação muito inferior à fornecida pelo modelo NW-SUISHI. De fato o desvio padrão observado foi 59% inferior na solução do modelo ODIN. Isso explica a expressiva diferença de custos da operação apresentada entre os dois modelos.

Outra questão interessante a se observar no gráfico de despacho termelétrico é a sazonalidade apresentada pelo modelo estocástico, acompanhando as estações hidrológicas. Nos períodos de seca, quando a oferta hidrológica se reduz, o sistema incorre em custos mais elevados de operação. Dessa forma, a trajetória de custo da operação tem perfil complementar ao de geração hidrelétrica. No gráfico de custo da operação é possível observar picos de custo no mês de outubro para o modelo NW-SUISHI enquanto o modelo ODIN antecipa e distribui melhor a complementação não hidráulica, reduzindo o custo da operação ao longo de quase todo o período de planejamento.

No gráfico de energia armazenada observa-se que o modelo ODIN mantém um estoque de energia hidrelétrica superior ao modelo NW-SUISHI ao longo de todo o período de planejamento, o que explica a maior produtividade com que as usinas hidrelétricas operam sob essa política operativa. Pode-se ainda observar que a operação determinística é capaz de recuperar a energia armazenada anualmente, ao final do período de seca (mês de maio), enquanto a política estocástica reduz paulatinamente o estoque de energia do sistema a cada ano, na direção do seu esgotamento.

Esse é um aspecto particularmente importante de se destacar nos estudos de caso realizados. Aparentemente, a solução do modelo NW-SUISHI não proporciona um regime permanente de operação, como a solução do modelo ODIN, levando o SIN para o esgotamento dos reservatórios, o que significa que essa política não é sustentável a longo prazo.

B. Resultados Por Subsistema

Estatísticas da simulação considerando os subsistemas são apresentadas nas tabelas II e III onde são mostradas a média e o desvio padrão do custo marginal da operação por subsistema, respectivamente.

Tabela II. Valor Esperado do Custo Marginal da Operação por Subsistema.

CMO (R\$/MWh)	SE/CO	S	NE	N
NW-SUISHI	675,26	675,26	675,26	675,26
ODIN	572,16	556,46	563,01	567,51

Tabela III. Desvio Padrão do Custo Marginal da Operação por Subsistema.

CMO (R\$/MWh)	SE/CO	S	NE	N
NW-SUISHI	409,57	409,57	409,57	409,57
ODIN	269,02	261,04	265,59	263,64

Pelas tabelas pode-se observar que a metodologia ODIN fornece menor CMO em média para todos os subsistemas, uma redução da ordem de 16%, com um desvio padrão aproximadamente 35% inferior, indicando menor volatilidade de preços com o uso dessa metodologia.

No gráfico da Figura 6 apresentam-se as trajetórias de CMO para o subsistema SE/CO considerando ambas as abordagens simuladas.

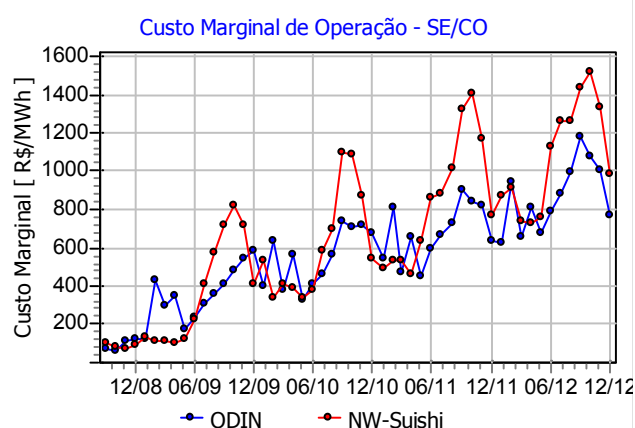


Figura 6. Custo Marginal da Operação no subsistema SE/CO.

Como pode ser observado, existe uma razoável aderência entre as trajetórias médias de CMO, com o modelo NW-SUISHI proporcionando menores CMO no início do período de planejamento enquanto o modelo ODIN proporciona menores CMO mais ao final do período de planejamento. Na metodologia ODIN observa-se uma elevação periódica do CMO nos meses úmidos de fevereiro, março e abril se comparada ao NW-SUISHI. Esse fato decorre da menor oferta de geração hidráulica do modelo ODIN nesses meses e consequentemente um maior custo de operação, como mostram as Figuras 4 e 5. Essa redução da oferta hidráulica apresentada pelo modelo determinístico nesse período tem o objetivo de elevar mais rapidamente os níveis dos reservatórios das UHEs para aumentar sua produtividade ao longo do ano. De fato isso se verifica pela maior geração hidrelétrica média obtida pelo modelo ODIN.

Nas Figuras 6, 7, 8 e 9, são apresentados os gráficos de energia armazenada por subsistema, respectivamente, do SE/CO, Sul, Nordeste e Norte, nas simulações realizadas.

As trajetórias de energia armazenada por subsistema demonstram que a operação fornecida pelo modelo ODIN proporciona maior segurança ao SIN à medida que mantém maiores reservas de energia em todos os subsistemas, como pode ser observado nos subsistemas SE/CO, Nordeste e Norte. Além disso, as trajetórias apresentam maior estabilidade, especialmente como pode ser observado no

subsistema Sul.

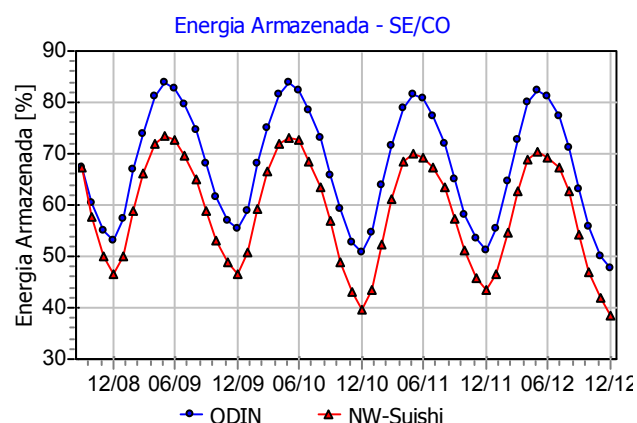


Figura 7. Energia Armazenada no subsistema SE/CO.

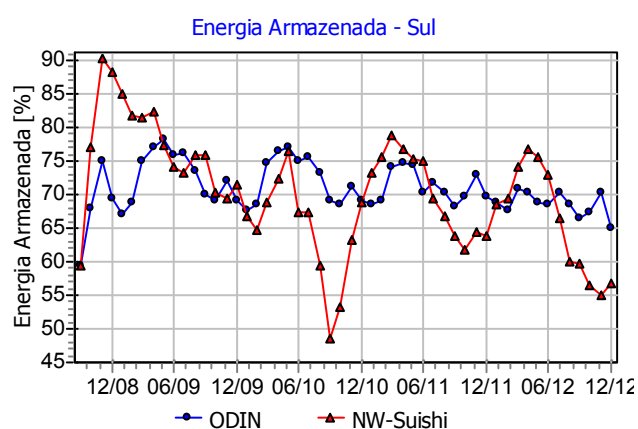


Figura 8. Energia Armazenada no subsistema Sul.

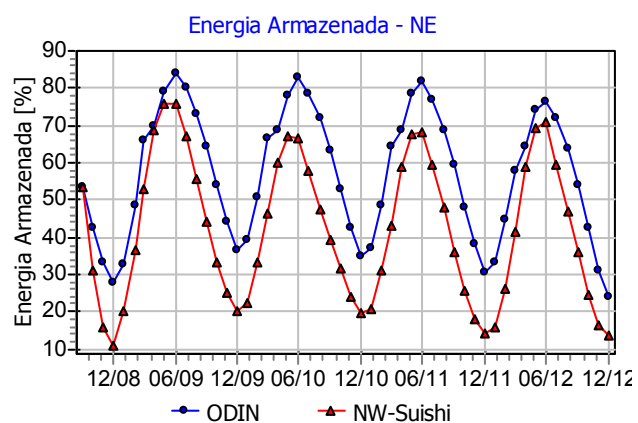


Figura 9. Energia Armazenada no subsistema Nordeste.

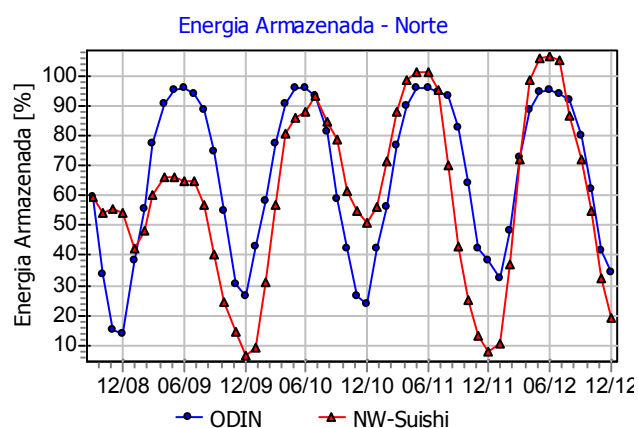


Figura 10. Energia Armazenada no subsistema Norte.

C. Resultados Por Usina

Para ilustrar os resultados da simulação por usina, foram escolhidas quatro importantes UHEs, Emborcação (a), Foz do Areia (b), Sobradinho (c) e Serra da Mesa (d), representando seus respectivos subsistemas (SE/CO, S, NE, N).

Nas figuras 11 a 18 apresentam-se os gráficos das trajetórias médias de geração hidráulica e de volume armazenado dessas UHEs para ambas as abordagens consideradas.

Nas trajetórias de volume armazenado apresentadas pode-se observar que o modelo ODIN fornece níveis superiores de armazenamento para todas as usinas apresentadas, conforme já considerado nas análises por subsistema e para o SIN. Tal característica aumenta a produtividade das usinas o que explica a maior geração hidráulica fornecida pelo modelo ODIN.

Quanto às trajetórias de geração hidráulica, podemos observar uma alternância entre os níveis fornecidos pelos modelos simulados. Há diferenças estratégicas entre os dois modelos considerando o posicionamento das UHEs nas bacias e sua capacidade de regularização. Contudo, de modo geral o modelo ODIN fornece um despacho hidráulico mais eficiente.

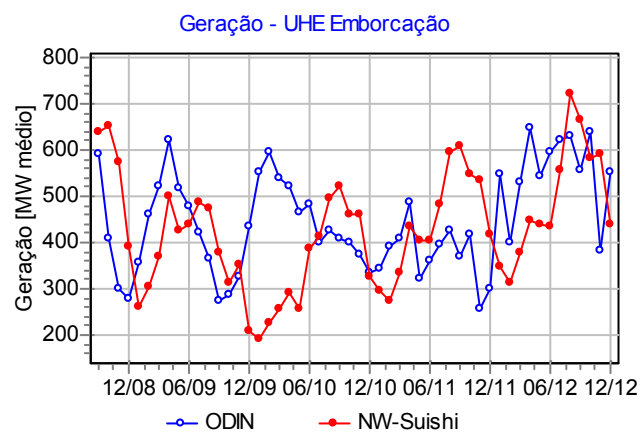


Figura 11. Geração hidráulica de Emborcação.

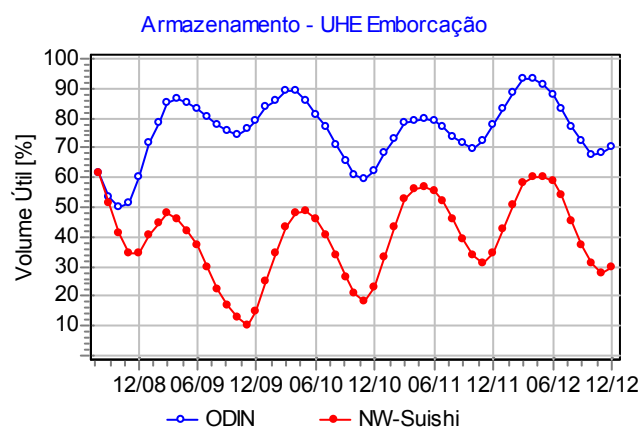


Figura 12. Armazenamento de Emborcação.

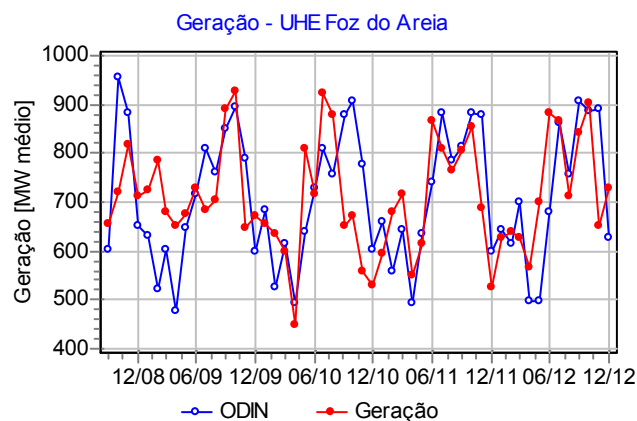


Figura 13. Geração hidráulica de Foz do Areia.

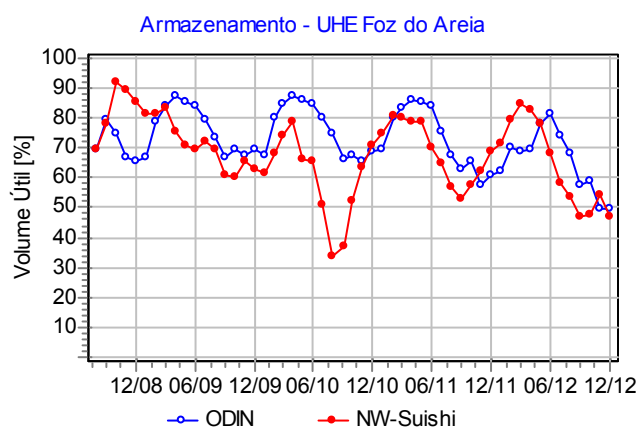


Figura 14. Armazenamento de Foz do Areia.

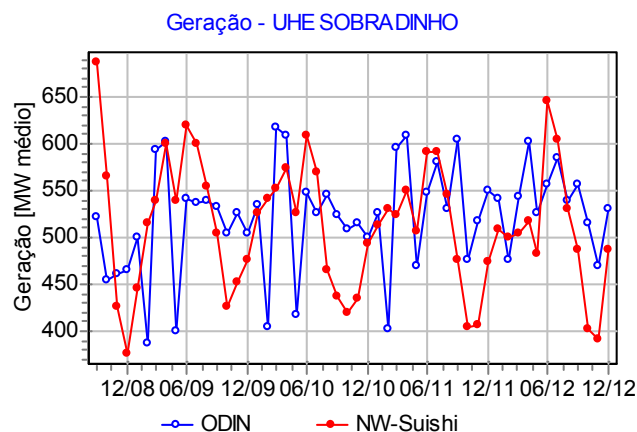


Figura 15. Geração hidráulica de Sobradinho.

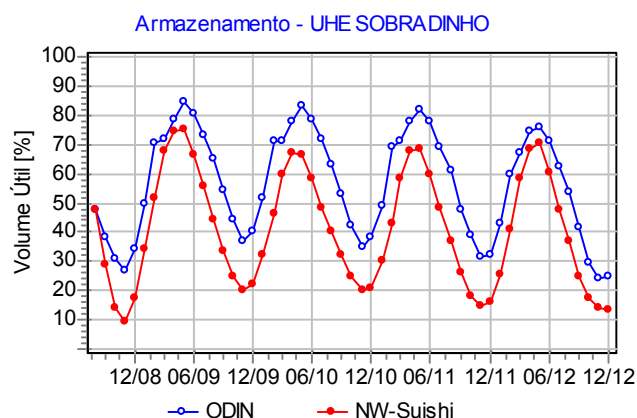


Figura 16. Armazenamento de Sobradinho.

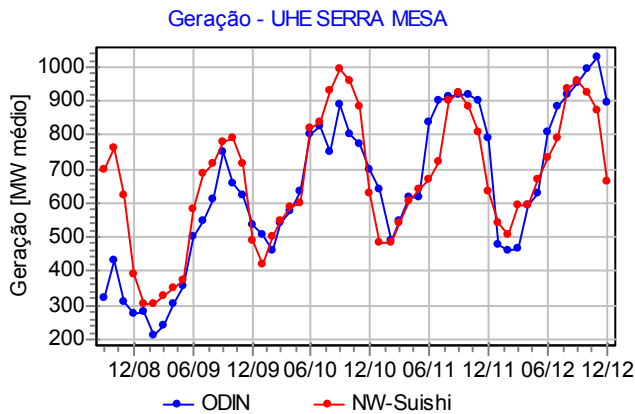


Figura 17. Geração hidráulica de Serra da Mesa.

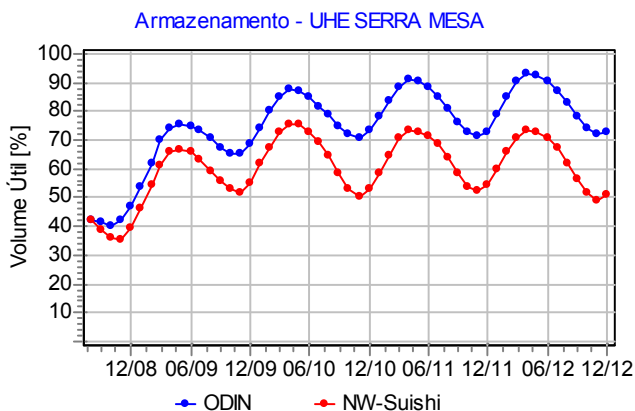


Figura 18. Armazenamento de Serra da Mesa.

Observa-se que o modelo ODIN opera os reservatórios com maior armazenamento, sendo esse comportamento verificado em geral para todos os reservatórios do SIN.

Na tabela IV apresentam-se os valores médios de geração hidrelétrica, produtividade e nível de armazenamento para cada UHE.

Tabela IV. Resultados estatísticos por usina.

	NW-SUISHI			ODIN		
	GH Média (MWmédio)	Prod. Média (MW/m ³ /s)	Armaz. Final (%)	GH Média (MWmédio)	Prod. Média (MW/m ³ /s)	Armaz. Final (%)
a	459,55	1,07	33,78	445,71	1,15	71,36
b	681,24	1,11	34,79	695,01	1,18	59,35
c	471,81	0,21	14,56	522,54	0,23	24,25
d	678,17	1,04	57,20	643,83	1,09	71,94

De uma maneira geral pode-se concluir que, relativamente ao modelo NW-SUISHI, o modelo ODIN opera as usinas hidrelétricas com mais água armazenada e conseqüentemente maior produtividade, economizando água e deixando os reservatórios mais cheios ao longo de todo período de planejamento, enquanto simultaneamente reduz significativamente os custos operativos do SIN.

Esse resultado confirma a constatação de que a abordagem determinística é mais eficiente para a operação

de reservatórios quando o critério de desempenho é a maximização da geração hidrelétrica [17].

IV. CONCLUSÕES

Esse artigo apresentou uma comparação entre abordagens estocástica e determinística para o planejamento da operação energética do SIN.

A solução estocástica foi representada pelo modelo NEWAVE, utilizando-se do modelo SUISHO-O para desagregação dos blocos de geração dos subsistemas.

A solução determinística foi fornecida pelo modelo ODIN, desenvolvido na UNICAMP, baseado na técnica de controle preditivo onde a cada estágio a decisão operativa é obtida por um modelo de otimização determinístico não linear com representação individualizada do parque gerador alimentado por previsão de vazões, neste trabalho considerado como a vazão MLT.

Os testes se deram num ambiente de simulação, desenvolvido também na UNICAMP, considerando os 70 cenários contidos nos registros históricos de vazões afluentes.

O modelo determinístico ODIN se mostrou mais eficiente e seguro que a metodologia em vigor representada pelo modelo NEWAVE desagregado usando o modelo SUISH-O. O ODIN proporciona mais segurança ao sistema na medida em que mantém os reservatórios mais cheios em todas as situações hidrológicas através do aproveitamento mais eficiente dos recursos hídricos. Ao mesmo tempo proporciona um custo menor de operação assegurando maior geração hidrelétrica do que a metodologia em vigor.

A seguir pretende-se reavaliar o desempenho do modelo ODIN utilizando modelos de previsões de vazão afluentes no lugar da MLT.

V. AGRADECIMENTOS

Esse trabalho foi financiado pelo projeto de P&D da ANEEL 0061-025/2006 intitulado “Previsão de Despacho de Geração por Patamar de Carga em Base Semanal das Usinas do SIN”, em convênio firmado entre a Fundação de Desenvolvimento da UNICAMP (FUNCAMP) e a Companhia Energética de São Paulo (CESP).

VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. R. Stedinger, B. F. Sule, D. P. Loucks, “Stochastic Dynamic Programming Models for Reservoir Operation Optimization”, *Water Resources Research*, **20**(11), pp. 1499-1505, 1984.
- [2] Bellman, R. E., “Dynamic Programming”, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1957.
- [3] Arvanitidis, N. V & Rosing, J., 1970, “Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system”, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems PAS-89*, 319-326.
- [4] Cruz, Jr. G. e Soares, S. “Non-Uniforme Composite Representation of Hydroelectric Systems for Long-

- Term Hydrothermal Scheduling”, IEEE Transactions on Power Systems, vol. 11, no. 2, pp. 701-707, 1996.
- [5] Pereira, M.V.F. e Pinto, L.M.V.G. “Stochastic Optimization of Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach”, Water Resources Research, vol. 21, no. 6, pp. 779-792, Junho, 1985.
- [6] Pereira, M.V.F., Pinto, L.M.V.G.: Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. *Mathematical Programming* **52**(2), 359–375, 1991.
- [7] Valdes, J.B., Filippo, J.M.D., Strzepek, K.M., Restrepo, P.J.: Aggregation-disaggregation approach to multireservoir operation. *ASCE Journal of Water Resource Planning Management* **121**(5), 345–351, 1995.
- [8] Turgeon, A.: Optimal operation of multireservoir systems with stochastic inflows. *Water Resour. Res.* **16**(2), 275–283, 1980.
- [9] Labadie, J. W. “Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-art Review”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, **130**(2), 93-111, 2004.
- [10] Dembo, R.S.: Scenario optimization. *Annals of Operations Research* **30**(1), 63–80, 1991.
- [11] Escudero, L.F., a, J.L.G., Pietro, F.J.: Hydropower generation management under uncertainty via scenario analysis and parallel computation. *IEEE Trans. on Power Syst.* **11**(2), 683–689, 1996.
- [12] Nabona, N.: Multicommodity network flow model for long-term hydrogeneration optimization. *IEEE Trans. on Power Syst.* **8**(2), 395–404, 1993.
- [13] Martinez, L. & Soares, S., “Comparison between Closed-Loop and Partial Open-Loop Feedback Control Policies in Long-term Hydro-thermal Scheduling”, *IEEE Trans. on Power Syst.*, **17**(2), 2002.
- [14] Oliveira G.G. & Soares S. “A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydro-thermal Scheduling”, *IEEE Trans. on Power Syst.* **10**(3), 1652–1641 (1995)
- [15] Rosenthal, R.E.: A nonlinear network flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system. *Operations Research* **29**(4), 763–785, 1981.
- [16] M. S. Zambelli, T. G. Siqueira, M. A. Cicogna, S. Soares. “Deterministic Versus Stochastic Models for Long-term Hydro-thermal Scheduling”, In: 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Montreal, Canada, June, 2006.
- [17] Philbrick, C. R. and Kitanidis, P.K. “Limitations of Deterministic Optimization Applied to Reservoir Operations.” *Jour. of Water Res. Planning Management*, 125(3), 135-142, 1999.



**XX SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

Versão 1.0
22 a 25 Novembro de 2009
Recife - PE

GRUPO - IX

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

PROCEDIMENTO OPERATIVO DE NÍVEL META POR MODELO DE OTIMIZAÇÃO NÃO LINEAR

Mônica de Souza Zambelli

**Fernando Reis de Odriozola(*)
Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP**

Secundino Soares Filho

João Paulo Estrócio

Erinaldo Farias dos Santos

Companhia Energética de São Paulo - CESP

RESUMO

Este informe técnico apresenta uma comparação entre o modelo de otimização não linear HYDROMAX e o modelo linear por partes DECOMP PL ÚNICO no âmbito do procedimento operativo de nível meta. Um estudo de caso a partir do parque gerador do Sistema Interligado Nacional (SIN) em Abril de 2008 foi montado para avaliar o desempenho do modelo não linear em comparação com o modelo linear por partes em uso pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Os resultados demonstram que o modelo de otimização não linear é mais eficiente, fornecendo maior geração hidrelétrica e, conseqüentemente menor custo de operação, respeitando as mesmas restrições de volume inicial e final impostos pelo procedimento de nível meta.

PALAVRAS-CHAVE

Procedimento de Nível Meta, Modelo de otimização não linear, despacho hidrotérmico, operação de reservatórios.

1.0 - INTRODUÇÃO

A segurança eletro-energética é uma das principais prioridades na operação do SIN. Com o objetivo de garantir o atendimento dos critérios de segurança, pode-se determinar o despacho de usinas térmicas além dos níveis estabelecidos pelos sistemas que compõem a cadeia de planejamento da operação. Isso é feito tanto por meio de regras adicionais incorporadas aos modelos, tais como as Curvas Bianaais de Aversão ao Risco (CAR) ou, antecipadamente a estas, a critério do Operador Nacional do Sistema (ONS), dentro dos períodos de vigência dos Programas Mensais de Operação (PMO).

Violações dos critérios de segurança podem implicar na adoção de medidas adicionais, tais como o relaxamento das restrições de segurança elétrica, de uso múltiplo da água, e se necessário do gerenciamento da demanda. Por essa razão, desde que haja previsões verossímeis, torna-se vantajoso antecipar, no presente, decisões operativas que possam atenuar impactos ou decisões mais graves no futuro. Com essa finalidade, o ONS desenvolveu uma metodologia de aplicação de Procedimentos Operativos de Curto Prazo (POCP), para aumentar a garantia do atendimento energético nos dois primeiros anos do horizonte quinquenal, considerando hipóteses conservadoras de ocorrência de aflúncias e de requisitos de níveis mínimos de armazenamento, denominado Nível Meta (1).

O Nível Meta representa o “Estoque de Segurança” ao final do período seco que procura reduzir a dependência da hidrologia do período úmido. O Nível de Segurança, que visa garantir o Nível Meta ao final do período seco, é calculado pelo ONS através do modelo DECOMP (4) na modalidade PL ÚNICO.

Nessa modalidade, o DECOMP consiste num modelo determinístico linear por partes que alcança a restrição associada ao Nível Meta ao final do período seco (novembro) minimizando o custo de operação do sistema, a partir do nível atual de armazenamento considerado no PMO, adotando as aflúncias correspondentes à série de referência. Assim, sua utilização difere daquela convencionada para o PMO, que considera o primeiro mês

determinístico (divido em semanas) e o segundo estocástico, através de um conjunto de cenários hidrológico, acoplando-se ao NEWAVE pelas funções de custo futuro ao final do segundo mês. Na modalidade PL ÚNICO, o DECOMP considera um período de planejamento em base mensal até o final do período seco, com um cenário único de vazões e, ao invés de se acoplar ao NEWAVE, estabelece um Nível Meta de armazenamento para os subsistemas de interesse. O valor de armazenamento nessa trajetória, ao final do mês do PMO, corresponde ao Nível de Segurança Mensal, o qual é utilizado como referência para determinar o despacho de geração térmica fora da ordem de mérito e, por conseguinte, garantir que o Nível Meta seja respeitado.

Na Unicamp foi desenvolvido um modelo de otimização não linear a usinas individualizadas para o planejamento da operação do SIN, denominado HYDROMAX. O modelo representa de forma detalhada a função de produção das UHEs através de relações não lineares onde a produtividade é variável com a queda. Sua solução ótima é determinada por um algoritmo de fluxo em redes com arcos capacitados (2). O modelo contempla em sua modelagem todos os aspectos considerados no modelo DECOMP PL ÚNICO, sem entretanto linearizar por partes a função de produção. O modelo HYDROMAX, em consonância ao Procedimento Operativo de Níveis Meta do ONS, permite a otimização do custo de operação respeitando restrições de armazenamento nos reservatórios ao fim do período de planejamento.

Este Informe Técnico relata um estudo comparativo entre as metodologias HYDROMAX e DECOMP PL ÚNICO no procedimento operativo de Nível Meta. Foi adotado um estudo de caso com 102 UHEs do SIN para o período de Abril a Novembro de 2008. Neste trabalho, analisa-se o desempenho das metodologias em termos de custo total de operação, geração hidrelétrica e produtividade média das UHEs, custos marginais de operação, e níveis de segurança mensais. Para garantia de igualdade de condições no estudo comparativo, a solução DECOMP PL ÚNICO, representada pelo despacho de geração nas UHEs e UTEs foi re-simulada no mesmo ambiente onde é executado o modelo HYDROMAX, assegurando que os custos e demais estatísticas de interesse foram computados de forma idêntica.

Os resultados demonstram que um modelo mais preciso, com representação não linear da função de produção fornece uma solução mais adequada para a operação do sistema, com significativa redução de custos. Outras publicações já vem sinalizando a necessidade de aperfeiçoamento do modelo DECOMP, utilizado pelo SEB (5).

Este trabalho está organizado como se segue. Na seção 2 descreve-se o procedimento operativo de nível meta. Na seção 3 apresenta-se o modelo de otimização não linear. Na seção 4 apresenta-se o estudo de caso e seus resultados. Na seção 5 resumem-se as principais conclusões do trabalho.

2.0 - PROCEDIMENTO OPERATIVO DE NÍVEL META

Os POCP aprovados pela ANEEL (1) descrevem a metodologia para se determinar o nível de segurança ao final de cada mês, representado pelo armazenamento mínimo de determinados subsistemas, de modo a garantir a segurança energética do SIN. Inicialmente se deve estabelecer o nível meta de armazenamento no final do período seco, ou seja, final do mês de novembro, em cada um dos subsistemas com os quais se deseja controlar o risco para garantir o suprimento. Em condições normais, estes níveis meta devem ser os níveis necessários em novembro do primeiro ano para se atingir os valores das CAR no mês de abril do segundo ano, visto que tais curvas têm o mesmo objetivo de garantir a segurança energética. Estes níveis meta devem permanecer os mesmos durante todo o período seco.

A cada mês, durante o PMO, são gerados cenários de afluência com os quais se fará a análise do risco de não atendimento do nível meta. Estes cenários são gerados com o modelo GEVAZP com metodologia específica baseada na consideração do passado recente e ruídos históricos. Nesta metodologia a vazão prevista em cada usina num determinado mês depende das vazões verificadas no passado recente e das vazões verificadas nesse mesmo mês em cada um dos anos anteriores. São assim gerados tantos cenários de afluências quantos são os anos que constam no histórico de afluências.

Para cada cenário de afluências gerado é executado o modelo DECOMP PL ÚNICO sempre com o mesmo nível meta e as mesmas restrições. Os despachos resultantes de cada uma dessas rodadas são então ordenados pelo montante de despacho térmico e o cenário correspondente ao nível de risco de 5% é adotado como referência para o cálculo do nível de segurança mensal. No caso estudado, com 76 cenários gerados, o cenário correspondente ao 5º maior despacho térmico foi o adotado como referência. O armazenamento alcançado no final do primeiro mês no cenário de referência é então chamado de nível de segurança. Na hipótese do modelo despachar a térmica déficit no cenário de referência o valor correspondente ao armazenamento adicional necessário para evitar tal despacho é acrescentado ao nível de segurança.

O nível de segurança passa então a ser um limite a ser observado no PMO para o despacho proposto pelo modelo DECOMP na modalidade Benders. Caso a rodada inicial do DECOMP não alcance os níveis de segurança, uma nova rodada é executada com a inclusão de restrições de armazenamento no final do primeiro mês.

3.0 - MODELO DE OTIMIZAÇÃO NÃO LINEAR

O problema de otimização da operação energética de um sistema hidrotérmico de potência pode ser formulado de modo determinístico como se segue:

Objetivo:

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

Sujeito a:

$$z_t + p_t = D_t \quad \forall t \quad (2)$$

Restrições Termelétricas:

$$z_t = \sum_{j=1}^J z_{j,t} \quad \forall t \quad (3)$$

$$Z_{j,t}^{\min} \leq z_{j,t} \leq Z_{j,t}^{\max} \quad \forall j,t \quad (4)$$

Restrições Hidrelétricas:

$$p_t = \sum_{i=1}^I p_{i,t} + P_{Ct} \quad \forall t \quad (5)$$

$$p_{i,t} = k_i \cdot h_{i,t} \cdot q_{i,t} \quad \forall i,t \quad (6)$$

$$h_{i,t} = h_{M_i}(x_{i,t}^{med}) - h_{J_i}(u_{i,t}) - h_{P_i}(q_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (7)$$

$$x_{i,t}^{med} = \frac{x_{i,t-1} + x_{i,t}}{2} \quad \forall i,t \quad (8)$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + \left(y_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} u_{k,t} - u_{i,t} \right) \cdot \gamma_t \quad \forall i,t \quad (9)$$

$$u_{i,t} = q_{i,t} + v_{i,t} \quad \forall i,t \quad (10)$$

$$X_{i,t}^{\min} \leq x_{i,t} \leq X_{i,t}^{\max} \quad \forall i,t \quad (11)$$

$$u_{i,t} \geq U_{i,t}^{\min} \quad \forall i,t \quad (12)$$

$$Q_{i,t}^{\min} \leq q_{i,t} \leq q_{i,t}^{\max}(h_{i,t}) \quad \forall i,t \quad (13)$$

$$v_{i,t} \geq 0 \quad \forall i,t \quad (14)$$

Onde:

T : número de intervalos de tempo do horizonte de planejamento;

I : número de usinas hidrelétricas do sistema;

J : número de usinas termelétricas do sistema;

(i, t) : válido para a usina i durante o intervalo t ;

(s, t) : válido para o subsistema s durante o intervalo t ;

λ_t : coeficiente de atualização dos custos para valor presente;

$\psi(.)$: função de custo de geração termelétrica [\\$];

z : geração termelétrica [MW];

p : geração hidrelétrica [MW];

D : consumo de energia elétrica do sistema [MW];

k : constante de produtividade específica [MW/m³/s/m];

h : altura de queda líquida do reservatório[m];

$h_M(x)$: função que descreve a cota de montante [m];

$h_J(u)$: função que descreve a cota de jusante [m];

h_P : perda de carga hidráulica da usina [m];

x : volume do reservatório no final do intervalo [hm³];

x^{med} : volume médio do reservatório no intervalo [hm³];

u : vazão defluente do reservatório [m³/s];

q : vazão turbinada do reservatório [m³/s];

v : vazão vertida do reservatório [m³/s];

y : vazão incremental afluyente do reservatório [m³/s];

γ : parâmetro de conversão de vazão (m³/s) em volume (hm³);

Ω_i : conjunto de usinas imediatamente à montante da usina i .

O custo operacional $\psi_j(\cdot)$ representa o custo de geração da usina térmica j . Os custos associados à importação de mercados vizinhos e ao déficit de energia (acionamento) podem ser modelados como térmicas fictícias. O coeficiente λ_t representa a atualização para valor presente dos custos mensais de complementação não hidráulica, sendo dependente da taxa de desconto adotada.

A equação (2) garante o atendimento do mercado total de energia D_t , pela soma das gerações hidrelétrica, p_t , e termelétrica, z_t , totais produzidas em um dado intervalo t .

As equações (3) e (4) compõem as restrições termelétricas. A faixa operativa de uma usina termelétrica j , em um intervalo t , tem seu limite mínimo de geração definido por restrições operativas ou por contratos de fornecimento de combustível (inflexibilidade térmica), e seu limite máximo de geração em função da disponibilidade da usina, que é dada pela potência instalada abatendo-se fatores de capacidade máxima e indisponibilidade prevista ou forçada de máquinas.

As equações (5) a (14) definem as restrições operativas das hidrelétricas. A geração hidrelétrica total do sistema é dada, na equação (5), pela soma das energias fornecidas por cada UHE acrescida do termo $P_{CS,t}$, que representa a energia fornecida por pequenas centrais, geralmente estabelecida por contratos.

A geração hidrelétrica $p_{i,t}$ em cada usina i no intervalo de tempo t é representada pela equação (6), sendo essa uma função não-linear do volume de água armazenado no reservatório $x_{i,t}$ e das vazões turbinada $q_{i,t}$ e vertida $v_{i,t}$ da usina. A equação (9) representa o balanço de conservação de água nos reservatórios, onde a vazão defluente $u_{i,t}$ é dada pela equação (10). Uma vez que o vertimento não contribui para a produção de energia e portanto para a redução do custo da operação, esse é tratado com uma variável de folga, assumindo valores diferentes de zero apenas quando não for possível turbinar mais ($q=q^{max}$) e não for possível acomodar mais água no reservatório ($x=x^{max}$).

Na equação (7), a cota de montante $h_M(x)$ e a cota de jusante $h_J(u)$ são funções representadas por polinômios de até quarto grau em função do volume e da vazão defluente, respectivamente. A função de perda de carga hidráulica $h_F(q)$ representa a perda, em metros, associada ao atrito entre a água e as paredes da tubulação de adução, que pode ser uma função quadrática da vazão turbinada, mas que, neste caso é considerada constante, de acordo com a modelagem adotada pelo SEB.

Os limites operativos de volume e vazões defluentes dos reservatórios foram indexados no tempo, nas equações (11)-(14), para permitir a consideração de restrições de usos múltiplos da água. O limite mínimo de operação de um reservatório pode variar no tempo em função, por exemplo, do uso do reservatório para fins de navegação, abastecimento de água, irrigação e recreação. O limite máximo de operação pode variar no tempo em função de restrições de controle e segurança de barragens e controle de cheias (volume de espera). Ainda, o modelo considera os limites de intercâmbio e atendimento as demandas por subsistemas.

No procedimento de Nível Meta utiliza-se um horizonte de até 9 meses com discretização mensal. O objetivo principal é o gerenciamento otimizado dos reservatórios de acumulação das usinas hidrelétricas visando à minimização dos custos de complementação do mercado através de geração termelétrica, importação e eventualmente racionamento. Busca-se também estimar os custos marginais (CMO) e totais de operação.

A solução do modelo de otimização determinístico e não linear dado pelas equações (1)-(14) para uma dada condição inicial de armazenamento dos reservatórios (x_0) é obtida por um algoritmo de fluxo em redes com arcos capacitados, especialmente desenvolvido para tirar vantagem da estrutura particular do problema (2). Algoritmos de fluxo em redes são reconhecidamente mais eficientes do que algoritmos clássicos de programação linear baseados em método simplex, e por essa razão estes tem sido amplamente aplicados a problemas de planejamento e programação da operação de sistemas hidrotérmicos (3). A grande vantagem desse método é que este permite uma representação mais eficiente da matriz básica como uma árvore na rede. O algoritmo de fluxo em redes implementado para resolver o problema (1)-(14) simplifica a representação das bases (árvores) e o procedimento para sua troca pela exploração do fato de que a rede tem apenas três arcos (armazenamento, turbinagem e vertimento) saindo de cada nó, que representa cada UHE em cada intervalo de tempo.

4.0 - ESTUDO DE CASO

O desempenho das políticas operacionais foi comparado no sistema computacional de suporte à decisão denominado HYDROLAB. Um módulo de importação de dados foi implementado a fim de que o estudo de caso contemple todas as informações do deck de dados e configurações do DECOMP na modalidade PL ÚNICO, tal como disponibilizado pelo ONS. Neste trabalho foi importado o deck de dados referente ao PMO de Abril de 2008, considerando a evolução dinâmica do parque gerador e do mercado programados até novembro de 2008. Uma taxa de desconto de 12% a.a. foi utilizada para cálculo do valor presente do custo da operação.

Na tabela 1 encontra-se um resumo dos resultados das abordagens DECOMP PL ÚNICO e HYDROMAX para o SIN. São apresentados o valor médio e o desvio padrão da geração hidrelétrica e o valor atualizado do custo total da operação.

Tabela 1 – Resultados para o SIN.

ABORDAGEM	GERAÇÃO HIDRELÉTRICA (MW)		CUSTO ATUALIZADO DA OPERAÇÃO (Milhões R\$)
	Média	Desvio Padrão	
DECOMP PL ÚNICO	42.047,9	2597,2	11.804,54
HYDROMAX	42.369,4	829,7	10.326,63

Os resultados indicam que com a abordagem não linear obteve-se uma geração hidráulica 0,76% maior que a solução linear por partes. O desvio padrão da geração indica que a oferta hidráulica proposta por este modelo é ainda 68% mais estável que aquela apresentada pela solução Decomp. Esse resultado é consequência de uma operação mais eficiente das usinas hidrelétricas, que em geral operaram com maior armazenamento do que na solução linear por partes, e com variações mais suaves de um estágio para o outro. Assim, o modelo HYDROMAX consegue alcançar uma maior produtividade nas usinas hidrelétricas e, conseqüentemente, gerar mais energia com a mesma quantidade de água disponível, o que também proporciona uma operação mais segura do SIN. Como consequência disso, o modelo HydroMax apresentou uma redução de 12,5% no valor total do custo da operação, atualizado para valor presente, conforme é utilizado na função objetivo de ambos os modelos.

Cabe comentar que o tempo de processamento da solução registrado pelos programas Decomp e HYDROMAX foi 54s e 42s respectivamente. A diferença nesses tempos deve ser considerada desprezível sobretudo por terem sido medidas em máquinas diferentes.

Na figura 1 são apresentados os gráficos das trajetórias de geração hidrelétrica e energia armazenada do SIN. Os níveis finais dos reservatórios no modelo HYDROMAX foram fixados conforme os resultados da solução DECOMP PL ÚNICO. Este, por sua vez, obedecendo o Procedimento Operativo de Curto Prazo em questão, foi alimentado com metas/restrições de energia armazenada por sub-sistema. Desta forma, a partir dos níveis iniciais e finais de cada reservatório fornecidos pela solução DECOMP PL ÚNICO, o modelo HYDROMAX propõe uma solução própria para o aproveitamento ótimo dos recursos hídricos disponíveis respeitando os níveis de armazenamento pré fixados para os reservatórios.

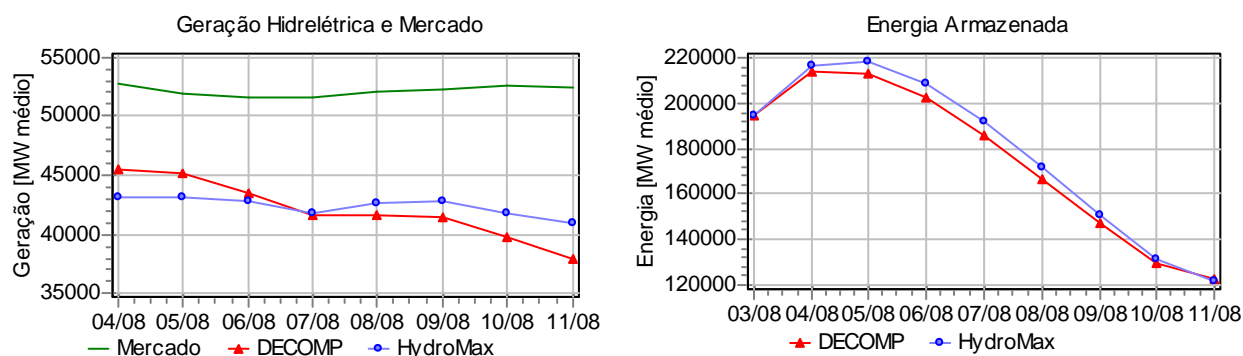


Figura 1 – Trajetórias de geração hidrelétrica e energia armazenada do SIN.

Observa-se que o modelo não linear HYDROMAX proporciona uma geração hidrelétrica mais estável no período de planejamento e superior em média àquela fornecida pelo modelo DECOMP PL ÚNICO. Essa maior geração hidrelétrica decorre de um despacho hidrelétrico menor nos três primeiros meses, compensado por um despacho consideravelmente maior nos demais meses do período de planejamento. Dessa maneira, o modelo HYDROMAX apresenta uma trajetória de energia armazenada superior ao longo de todo o período de planejamento, operando as UHEs com maior armazenamento, e por consequência, com maior produtividade.

Na figura 2, as trajetórias de energia armazenada são apresentadas por subsistema.

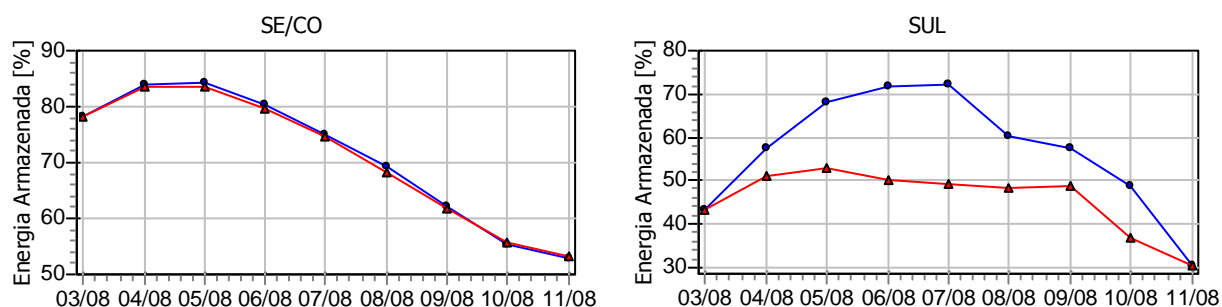


Figura 2 (a) – Trajetórias da energia armazenada do SIN por subsistema.

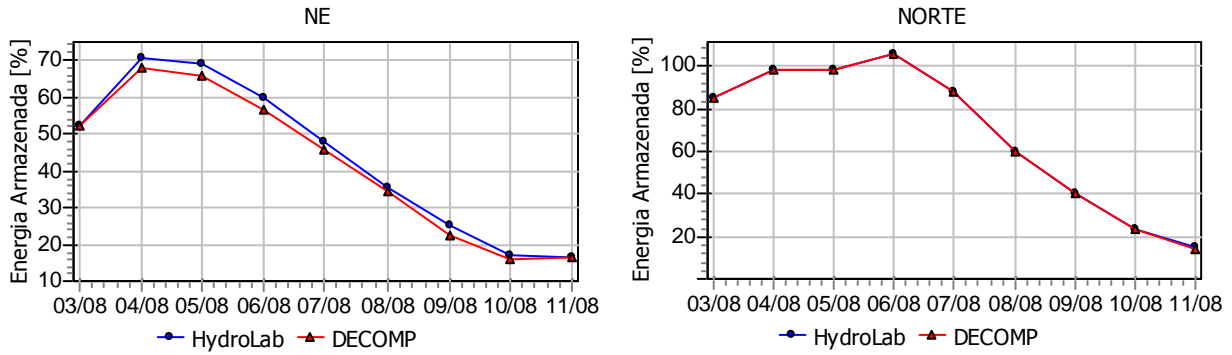


Figura 2 (b) – Trajetórias da energia armazenada do SIN por subsistema.

Pode-se perceber que os pontos iniciais e finais coincidem para todos os subsistemas, conforme esperado. Os subsistemas Sul e Nordeste apresentaram diferenças significativas, sendo que as curvas fornecidas pelo modelo não linear são superiores àquelas fornecidas pelo modelo DECOMP. No caso do subsistema Sudeste/Centro-Oeste, onde se localiza a maior parte dos reservatórios de acumulação, verifica-se que as soluções dos dois modelos foram muito semelhantes. O subsistema Norte, composto apenas pelas usinas Tucuruí e Curua-Una, apresentou trajetórias idênticas devido a imposição de trajetória de armazenamento para essas usinas, ainda, o valor ultrapassa 100% em junho devido ao enchimento do reservatório de Curua-Una, ainda em motorização.

Na figura 3 os custos total e marginal da operação, para os modelos comparados, são apresentados. Como os intercâmbios entre subsistemas não atingiram seus limites segundo ambos os modelos, o custo marginal da operação foi idêntico para todos os subsistemas, e aqui é referido como o CMO do SIN. A operação mais eficiente das usinas hidrelétricas, segundo o modelo HYDROMAX, tem consequência sobre os custos totais e marginais do sistema, sendo estes menores e mais estáveis do que os fornecidos pelo modelo DECOMP PL ÚNICO.

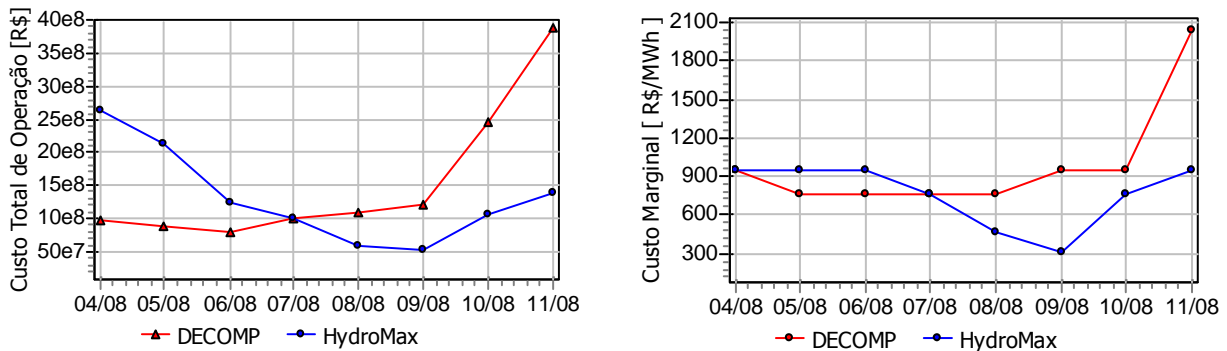


Figura 3 – Trajetórias de custo total e custo marginal da operação do SIN.

As diferenças de custo entre as metodologias foram expressivas. No caso estudado, a solução HYDROMAX acarreta deficits nos primeiros meses, ao passo que na solução DECOMP PL ÚNICO os deficits se dão nos últimos meses do período de planejamento, conforme pode ser visto na figura 4 onde são apresentados os balanços de geração dos subsistemas segundo os modelos HYDROMAX e DECOMP. É importante notar ainda que a profundidade do deficit declarado no último intervalo de tempo pelo DECOMP, ultrapassa o patamar de 5% do mercado no subsistema Sudeste (corte de carga equivalente a 2237 MW-Médios). Há deficits de energia dentro do primeiro patamar em todos os demais subsistemas. Isso explica os elevados valores de custo marginal e custo total apresentados na solução DECOMP nos estágios finais do estudo.

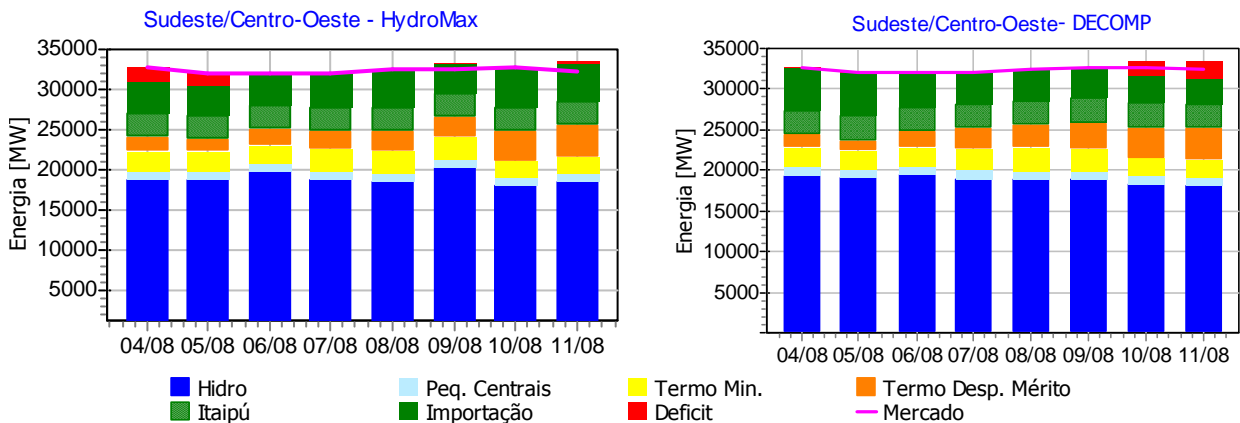


Figura 4 – Gráficos de balanço energético por subsistema (a).

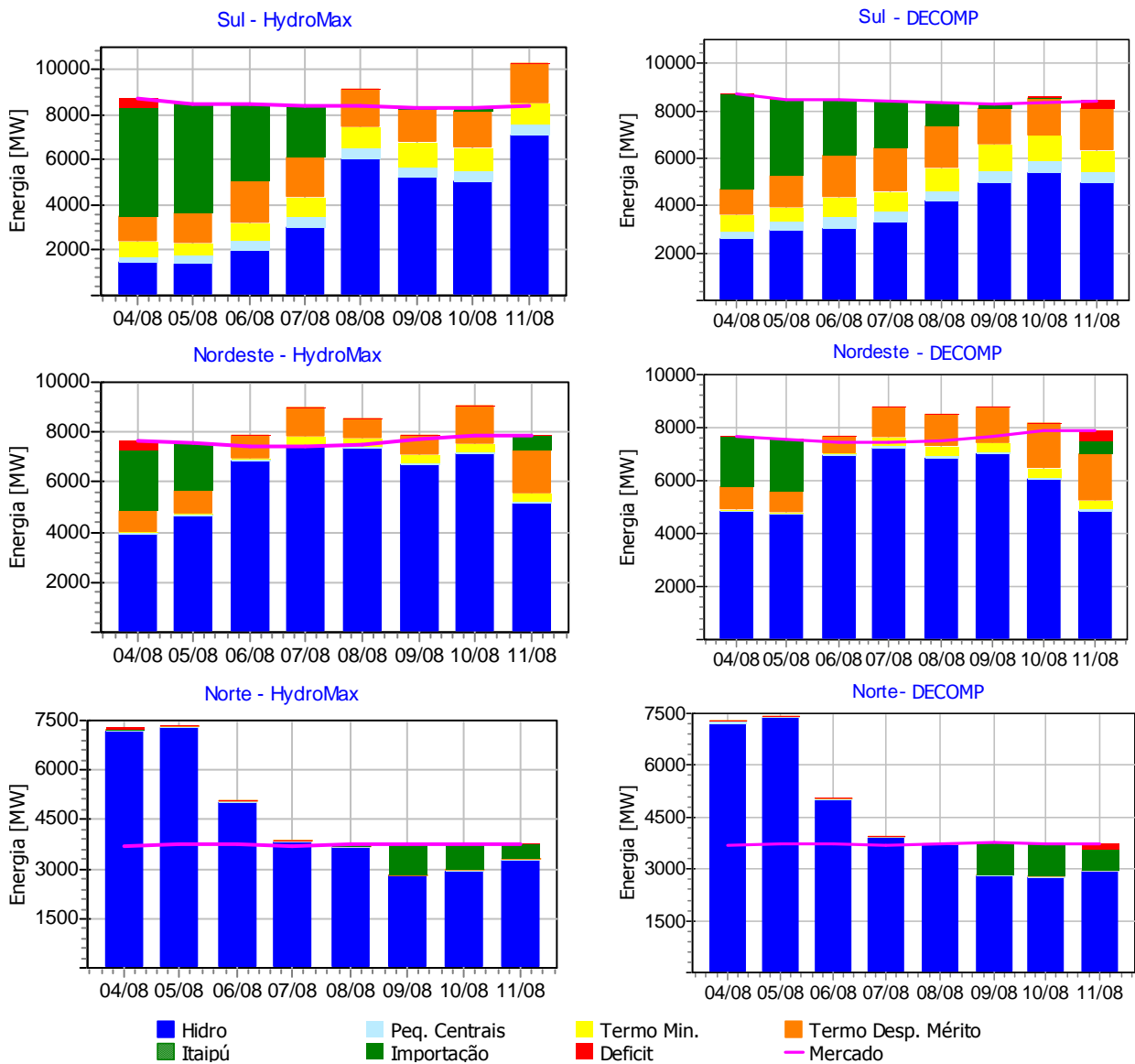


Figura 4 – Gráficos de balanço energético por subsistema (b).

Nas figuras 5 e 6 apresentam-se as trajetórias de geração hidrelétrica e armazenamento das UHEs Sobradinho e Foz do Areia. Pode-se observar que o modelo HYDROMAX fornece menor geração hidrelétrica nos primeiros meses, ultrapassando a geração do modelo DECOMP PL ÚNICO nos meses finais, o que está de acordo com os resultados globais observados para o SIN. Esse incremento de geração hidrelétrica fornecida pelo modelo não linear é possível pois este gerencia melhor os níveis de armazenamento ao longo do período de planejamento, o que garante maior produtividade das UHEs.

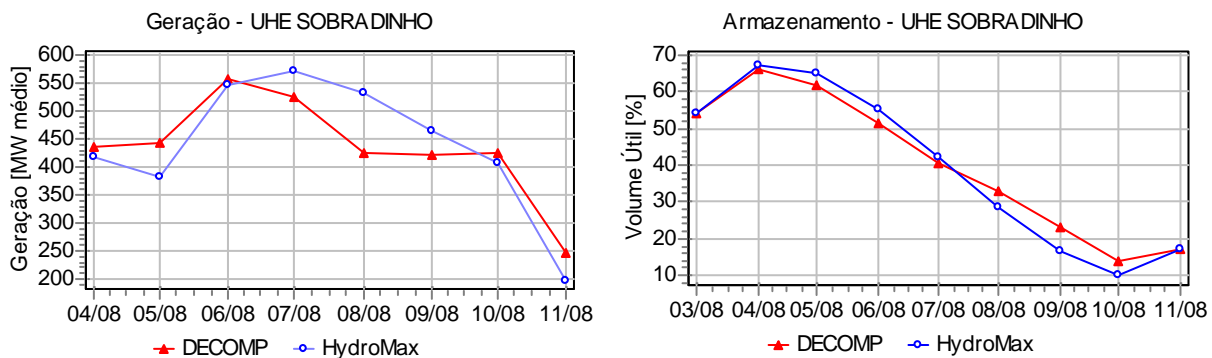


Figura 5 – Trajetórias de geração hidrelétrica e armazenamento da UHE Sobradinho.

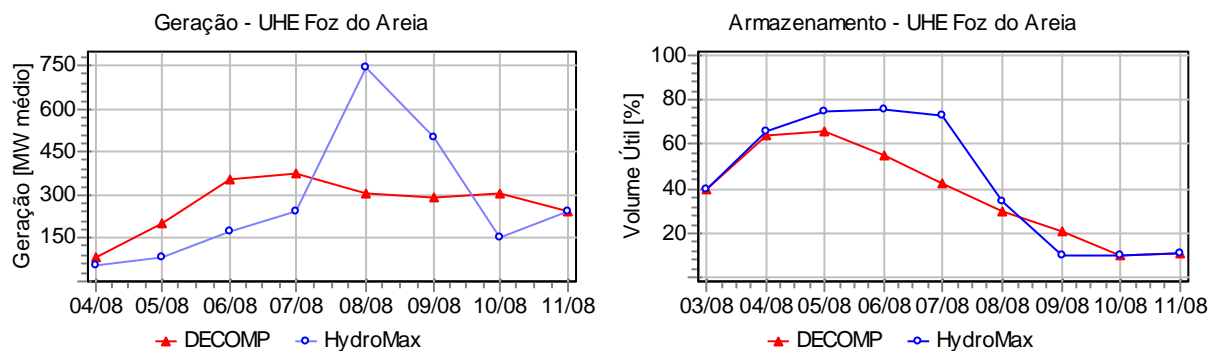


Figura 6 – Trajetórias de geração hidrelétrica e armazenamento da UHE Foz do Areia.

5.0 - CONCLUSÃO

Este informe técnico apresentou uma comparação entre dois modelos de otimização a usinas individualizadas no âmbito do procedimento operativo de nível meta. O modelo não linear HYDROMAX, desenvolvido na Unicamp, considera a função de produção das UHEs não linear, ou seja, com produtividade variável com a queda, ao passo que o modelo linear por partes DECOMP PL ÚNICO considera uma linearização da função de produção.

O estudo comparativo considerou o deck de dados de Abril de 2008 e analisou o desempenho dos dois modelos para a série hidrológica de referência, assumindo as mesmas condições iniciais e finais de armazenamento dos reservatórios. Para assegurar igualdade de condições na comparação, a solução DECOMP PL ÚNICO foi re-simulada no mesmo ambiente computacional do modelo HYDROMAX, garantindo que os dados considerados foram exatamente os mesmos do referido deck de dados.

Os resultados mostraram que o modelo não linear proporciona um melhor aproveitamento dos recursos hídricos, operando os reservatórios com maior armazenamento e, conseqüentemente maior produtividade, o que resulta em menor custo operativo e menores custos marginais de operação. Além disso, proporciona também menor volatilidade na geração hidrelétrica e conseqüentemente também nos custos marginais de operação ao longo do período de planejamento.

Em relação ao procedimento de Nível Meta, pode-se concluir que é preciso manter níveis de armazenamento mais altos ao início da estação seca a fim de garantir a segurança e a eficiência do sistema, mesmo que para tal seja necessário antecipar despacho termelétrico de mérito.

6.0 - AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a colaboração dos engenheiros Alberto Sergio Kligerman, Sergio Menezes Medeiros e Carlos Eduardo Vilas Boas do ONS pela revisão do informe técnico e sugestões de melhoria. Esse trabalho contou com o apoio da FAPESP e CNPq.

7.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) J. S. Nazareno, F. C. Munhoz, R. A. Silva, "Nota Técnica nº 077/2008-SRG/ANEEL, Proposta de abertura de audiência pública para o estabelecimento dos Procedimentos Operativos de Curto Prazo", ANEEL, 2008.
- (2) Oliveira G.G. & Soares S. "A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydro-thermal Scheduling", IEEE Trans. on Power Syst. **10**(3), 1652–1641, 1995.
- (3) Rosenthal, R.E.: A nonlinear network flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system. Operations Research **29**(4), 763–785, 1981.
- (4) Rodrigues, M.A.M., Maceira, M.E.P., Ross, R.P.D., Kopiler, A., Tito, F.L., Henriques, L.A.C., Castro, A., Araújo, A.C.P., Zarur, P.D., Mello, J.C.O., Andrades, D.B. "Sistema de Encadeamento de Modelos Energéticos", In: XVI Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Campinas, SP, 2001.
- (5) Diniz, A.L., Costa, F.S., Pimentel, A.L.G., Xavier, L.N.R. e Maceira, M.E.P. "Improvement in the Hydro Plants Production Function for the Mid-Term Operation Planning Model in Hydrothermal Systems", EngOpt 2008 - International Conference on Engineering Optimization, Rio de Janeiro, Junho, 2008