

RAPHAEL EDUARDO CHAGAS GONÇALVES

**ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE DIFERENTES
MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA NA
SOLUÇÃO DO PROBLEMA DO PLANEJAMENTO
DA OPERAÇÃO DE CURTO PRAZO**

**FLORIANÓPOLIS
2007**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE DIFERENTES
MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA NA
SOLUÇÃO DO PROBLEMA DO PLANEJAMENTO
DA OPERAÇÃO DE CURTO PRAZO**

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

RAPHAEL EDUARDO CHAGAS GONÇALVES

Florianópolis, Março de 2007.

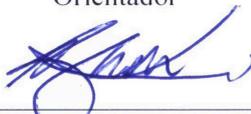
ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE DIFERENTES MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE CURTO PRAZO

Raphael Eduardo Chagas Gonçalves

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica*, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’



Prof. Edson Luiz da Silva, D. Eng.
Orientador



Prof. Nelson Sadowski, D. Eng.
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:



Prof. Edson Luiz da Silva, D. Eng.
Presidente



Prof. Erlon Cristian Finardi, D. Eng.



Prof. Rubiara Cavalcante Fernandes, D. Eng.



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph. D.

Aos meus pais, por tudo.

AGRADECIMENTOS

Os estudos realizados neste trabalho foram concretizados graças ao apoio que recebi de diversas pessoas. Portanto, gostaria de aproveitar a oportunidade para agradecê-las.

Ao *Prof. Edson Luiz da Silva*, meu orientador acadêmico, pela oportunidade oferecida, transmissão de conhecimentos, sugestões, e, especialmente, pela confiança demonstrada e palavras sábias nos momentos mais oportunos.

Ao *Prof. Erlon Cristian Finardi*, pela sugestão do tema, incentivo, amizade adquirida, paciência, transmissão de conhecimentos e, ainda, pela constante dedicação no decorrer deste trabalho.

Aos demais professores do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica – LabPlan pelos ensinamentos repassados durante o primeiro ano dessa jornada.

Aos meus amigos e colegas de trabalho, por propiciarem um ambiente de trabalho agradável e cordial. Em especial, aos grandes amigos, *Matheus Cruz, Otavio Vaz, Rodrigo Soria e Walério Moreira*, pela troca de conhecimentos e companheirismo, especialmente, no início dessa jornada. Aos amigos, *Alexandre Zucarato, Daniel Dotta, Daniel Marinho, Diego Issicaba, Edison Neto, Eduardo Gaulke, Everthon Sica, Fabiano Andrade, George Mendonça, Gustavo Arfux, Leandro Aguiar, Marcelo Agostini, Marcelo Santos, Maurício Sperandio, Moises Santos, Rafael Rodrigues, Vitor Matos* pela inspiração e momentos de descontração.

Aos meus pais, *Rogério Augusto da Silva Gonçalves e Rejane Eduardo Chagas Gonçalves*, pelo amor, carinho, incentivo e apoio incondicional durante todos os momentos da minha vida.

À minha irmã, *Renatha Eduardo Chagas Gonçalves*, pela amizade, força e palavras de conforto nos momentos chaves.

Aos demais familiares e amigos, pelas palavras de incentivo e pelos momentos únicos de lazer. Em especial, àqueles amigos da minha cidade natal, Fortaleza, que mesmo de longe, mantiveram os laços amizade.

Por fim, ao Engenheiro *Sérgio Zimath* e a *Reason Tecnologia S/A*, pela oportunidade concedida e conhecimentos transmitidos durante os oito meses que participei de um projeto de pesquisa financiado pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE DIFERENTES MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE CURTO PRAZO

Raphael Eduardo Chagas Gonçalves

Março / 2007

Orientador: Edson Luiz da Silva, D. Eng.

Área de Concentração: Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica.

Palavras-chave: Sistemas Hidrotérmicos, Otimização Estocástica, Planejamento da Operação Energética de Curto Prazo, Usinas Individualizadas.

Número de Páginas: 116.

O planejamento da operação de curto prazo tem como objetivo principal estabelecer as estratégias individuais de geração das usinas que minimizam o custo total de operação esperado. Esse problema é caracterizado por ser de natureza linear (as não-linearidades associadas a esse tipo de problema, como, por exemplo, a função de produção das usinas hidrelétricas, são modeladas de forma linear), estocástico e de grande porte, o que requer a aplicação de métodos de otimização estocástica à estrutura do problema de modo a propiciar a apuração eficiente dos resultados com um tempo computacional aceitável. Nesse contexto, este trabalho tem como foco principal analisar, de forma comparativa, o desempenho de diferentes metodologias de otimização estocástica quando aplicadas ao problema de curto prazo. A primeira estratégia é composta pela representação do modelo estocástico por meio de um único modelo de Programação Linear. Por sua vez, as duas outras estratégias fazem uso de métodos de decomposição: a Programação Dinâmica Dual Estocástica - PDDE e a Relaxação Lagrangeana Estocástica - RL. A PDDE é a metodologia utilizada para o problema em destaque no caso brasileiro. Este trabalho utiliza uma configuração hidrotérmica baseada em dados reais, respeitando as premissas básicas dessa etapa do planejamento, o que possibilitou uma análise coerente dos resultados no tocante à qualidade das soluções e desempenho computacional das metodologias. Análises de sensibilidade do problema no que diz respeito ao tamanho dos cenários utilizados, características da demanda e modelo da função de produção das usinas hidrelétricas também são apresentadas.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

COMPARING DIFFERENT METHODS OF STOCHASTIC OPTIMIZATION TO SOLVE THE MEDIUM-TERM OPERATION PLANNING PROBLEM

Raphael Eduardo Chagas Gonçalves

March / 2007

Advisor: Edson Luiz da Silva, D. Eng.

Área of Concentration: Electrical Systems Planning.

Keywords: Hydrothermal Systems, Stochastic Optimization Model, Medium-term Problem, Individualized representation of hydro plants.

Number of Pages: 116.

The medium-term operation planning of a hydrothermal system aims to define the individual generation targets for each plant in the system that minimize the expected operating cost along the planning period. This is a linear, stochastic and large scale problem, which requires the application of stochastic optimization methods to the structure of the problem in order to allow an efficient analysis of the results under an acceptable CPU time. This work presents a comparative study of different stochastic optimization methods applied to the medium-term operations problem. The first strategy consists of the representation of the stochastic model through a single Linear Programming problem. The other strategies make use of decomposition methods: Stochastic Dual Dynamic Programming Problem – SDDP and the Stochastic Lagrangian Relaxation – SLR. The SDDP is the methodology used to solve the medium-term problem in the Brazilian case. This work uses a realistic hydrothermal system, respecting the fundamental assumptions of this planning stage, which made possible a coherent analysis of their solutions in terms of quality and computational speed. The sensitivity analyses were done considering a large number of scenarios, different demand levels and models of generation function of the hydroelectric power stations.

Sumário

Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	v
Abreviaturas	vii
Capítulo 1 Planejamento da Operação Energética de Curto Prazo	1
1.1 Introdução	1
1.2 Planejamento de Curto Prazo	5
1.3 Revisão Bibliográfica	6
1.4 Contribuições do Trabalho	11
1.5 Estrutura do Trabalho	12
Capítulo 2 Solução do Problema	15
2.1 Introdução	15
2.2 Planejamento da Operação Energética de Curto Prazo	15
2.2.1 <i>Função de Produção das Usinas Hidrelétricas</i>	16
2.2.2 <i>Função de Custo Futuro</i>	18
2.3 Metodologias	19
2.3.1 <i>Formulação do Problema de Programação Linear</i>	23
2.3.2 <i>Programação Dinâmica Dual Estocástica</i>	25
2.3.3 <i>Relaxação Lagrangeana</i>	33
2.4 Conclusões	41
Capítulo 3 Análise Comparativa dos Métodos de Solução	43
3.1 Introdução	43
3.2 Características gerais do sistema hidrotérmico	44
3.2.1 <i>Configuração Hidrelétrica</i>	44
3.2.2 <i>Configuração Termelétrica</i>	46
3.2.3 <i>Cenários de Afluências</i>	48
3.2.4 <i>Representação da Carga</i>	48
3.2.5 <i>Intercâmbios</i>	49
3.2.6 <i>Acoplamento com o modelo de médio prazo</i>	50
3.3 Desempenho Computacional	50

3.3.1 Caso 1.....	51
3.3.2 Caso 2.....	69
3.3.3 Caso 3.....	78
3.3.4 Resumo do Estudo de Casos.....	86
3.4 Cenários de Demanda.....	87
3.5 Função de Produção das Usinas Hidrelétricas	88
3.6 Conclusões	90
Capítulo 4 Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros.....	93
Apêndice A Função de Produção Linear por Partes das Usinas Hidrelétricas....	97
Apêndice B Dados Complementares	105
B.1 Usinas Hidrelétricas	105
B.2 Vazões Afluentes.....	106
Referências Bibliográficas	111

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Etapas no Planejamento da Operação.....	5
Figura 2.1 – Envoltória côncava tangente à FPH.....	17
Figura 2.2 – Configuração Hidrotérmica.....	21
Figura 2.3 – Árvore de cenários afluentes.....	22
Figura 2.4 – Função de Custo Futuro.....	22
Figura 2.5 – FPH linear por partes.....	23
Figura 2.6 – Primeira simulação <i>forward</i>	28
Figura 2.7 – Segunda simulação <i>forward</i>	30
Figura 2.8 – Processo iterativo da PDDE.....	31
Figura 2.9 – Última simulação <i>forward</i>	31
Figura 2.10 – Solução dos subproblemas locais (primeira iteração).....	36
Figura 2.11 – Solução dos subproblemas locais (segunda iteração).....	38
Figura 2.12 – Comportamento da Função Dual.....	39
Figura 2.13 – Solução dos subproblemas locais (última iteração).....	41
Figura 3.1 – Configuração Hidrelétrica.....	45
Figura 3.2 – Configuração Termelétrica.....	47
Figura 3.3 – Estrutura em árvore.....	48
Figura 3.4 – Limites de Intercâmbio entre Subsistemas.....	49
Figura 3.5 – Representação esquemática do Caso 1.....	51
Figura 3.6 – Processo de convergência da PDDE.....	54
Figura 3.7 – Processo iterativo da RL-FX.....	54
Figura 3.8 – Processo iterativo da RL-PC.....	54
Figura 3.9 – Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.....	58
Figura 3.10 – Geração hidrelétrica por subsistema.....	60
Figura 3.11 – Geração termelétrica por subsistema.....	62

Figura 3.12 – Geração de algumas usinas termelétricas do sistema.....	64
Figura 3.13 – Intercâmbio entre subsistemas.	66
Figura 3.14 – CMOs por subsistema.	68
Figura 3.15 – Árvore de cenários afluentes – Caso 2.....	69
Figura 3.16 – Processo de convergência da PDDE.	70
Figura 3.17 – Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.....	72
Figura 3.18 – Geração hidrelétrica por subsistema.	73
Figura 3.19 – Geração termelétrica por subsistema.	74
Figura 3.20 – Geração de algumas usinas termelétricas do sistema.....	75
Figura 3.21 – Intercâmbio entre subsistemas.	76
Figura 3.22 – CMOs por subsistema.	77
Figura 3.23 – Arvore de cenários afluentes – Caso 3.....	78
Figura 3.24 – Processo de convergência da PDDE.	79
Figura 3.25 – Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.....	80
Figura 3.26 – Geração hidrelétrica por subsistema.	81
Figura 3.27 – Geração termelétrica por subsistema.	82
Figura 3.28 – Geração individual de algumas usinas termelétricas do sistema.....	83
Figura 3.29 – Intercâmbio entre subsistemas.	84
Figura 3.30 – CMOs por subsistema.	85
Figura A.1 – Função de Produção da usina de Emborcação.	99
Figura A.2 – Análise gráfica da região viável.....	101
Figura A.3 – Função de Produção linear por partes da Usina de Emborcação.	103

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Processo iterativo da PDDE.	30
Tabela 2.2 – Processo iterativo do problema proposto.	39
Tabela 3.1 – Geração Hidrelétrica por subsistema.	45
Tabela 3.2 – Volumes Iniciais em % VU máximo.	46
Tabela 3.3 – Características do Sistema Termelétrico.	47
Tabela 3.4 – Demanda por Subsistema.	49
Tabela 3.5 – Análise comparativa entre as metodologias – Caso 1.	52
Tabela 3.6 – Análise comparativa entre as metodologias - Caso 2.	69
Tabela 3.7 – Análise comparativa entre as metodologias – Caso 3.	79
Tabela 3.8 – Estudo Comparativo entre as Modelos Computacionais Desenvolvidos.	86
Tabela 3.9 – Variação da demanda.	87
Tabela 3.10 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com carga leve.	87
Tabela 3.11 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com carga pesada.	88
Tabela 3.12 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com novas aproximações da FPH.	89
Tabela A.1 – Grade de discretização 1.	100
Tabela A.2 – Dados da Usina de Emborcação.	100
Tabela A.3 – Pontos do domínio da função de produção da usina de Emborcação.	100
Tabela A.4 – Análise de viabilidade das aproximações lineares.	101
Tabela A.5 – Novos pontos do domínio da função de produção da usinas de Emborcação.	102
Tabela A.6 – Análise da viabilidade do conjunto restrito.	102
Tabela B.1 – Dados das Usinas Hidrelétricas.	106
Tabela B.2 – Afluências Incrementais Semanais (Junho).	107
Tabela B.3 – Afluências Incrementais Semanais (Julho).	107
Tabela B.4 – Vazões Incrementais Mensais Mínimas.	108
Tabela B.5 – Vazões Incrementais Mensais Médias.	109

Tabela B.6 – Vazões Incrementais Mensais Máximas.....	109
---	-----

Abreviaturas

ANEEL:	Agência Nacional de Energia Elétrica
SEB:	Setor Elétrico Brasileiro
ONS:	Operador Nacional do Sistema Elétrico
CEPEL:	Centro de Pesquisa de Energia Elétrica
CCEE:	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
SIN:	Sistema Interligado Nacional
PAO:	Planejamento Anual da Operação Energética
PMO:	Programa Mensal da Operação Energética
PDO:	Programação Diária da Operação Eletroenergética
FPH:	Função de Produção das Usinas Hidrelétricas
PLD:	Preço de Liquidação de Diferenças
CMO:	Custo Marginal de Operação
FCF:	Função de Custo Futuro
PDDE:	Programação Dinâmica Dual Estocástica
RL:	Relaxação Lagrangeana
PL:	Programação Linear
PD:	Programação Dinâmica
PQ:	Programação Quadrática
PI:	Pontos Interiores
LA:	Lagrangeano Aumentado

Capítulo 1

Planejamento da Operação Energética de Curto Prazo

1.1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de geração de energia elétrica podem ser classificados em três tipos, de acordo com a natureza das unidades geradoras que o compõe: termelétricos, hidrelétricos e hidrotérmicos. Os sistemas termelétricos são compostos somente por unidades termelétricas, as quais obtêm energia elétrica por meio da transformação de energia térmica, proveniente da queima de combustíveis fósseis ou fissão de combustíveis nucleares. Os sistemas hidrelétricos possuem somente usinas hidrelétricas, em que a energia elétrica é resultante do aproveitamento de quedas d'água. Os sistemas hidrotérmicos, por sua vez, são aqueles compostos por usinas hidrelétricas e termelétricas.

O sistema brasileiro é de natureza hidrotérmica, com grande predominância de geração hidrelétrica. Atualmente, a capacidade instalada hidrelétrica brasileira está em, aproximadamente, 75.000 MW, distribuída entre 204 microcentrais geradoras hidrelétricas (potência até 5 MW), 280 pequenas centrais hidrelétricas (potência até 30 MW) e 158 usinas hidrelétricas (potência acima de 30 MW). Esse valor corresponde a 76,9% da capacidade total instalada. Por outro lado, a capacidade termelétrica instalada é de,

aproximadamente, 25.400 MW, distribuída entre 948 usinas Termelétricas (que utilizam os combustíveis fósseis em seu processo de obtenção de energia elétrica) e duas usinas Termonucleares (que utilizam combustíveis nucleares). Esse montante representa 22,8% da capacidade total instalada atualmente no Brasil (ANEEL, 2007).

A produção de energia elétrica das usinas hidrelétricas, definida por uma função de produção não-linear que relaciona variáveis como, altura de queda líquida, rendimento do grupo turbina-gerador e vazão turbinada das unidades, é limitada pela capacidade de armazenamento dos reservatórios. Isso introduz uma relação entre as decisões operativas tomadas no presente e as conseqüências futuras dessa decisão. Por exemplo, se for decidido usar muita água armazenada nos reservatórios no presente e ocorrerem cenários de baixas aflúências no futuro, será necessário utilizar geração termelétrica, ou interromper o fornecimento de energia elétrica (i. e, déficit de energia). Por outro lado, se for utilizado uma maior geração termelétrica no presente, mantendo elevado o nível dos reservatórios, e as aflúências futuras forem altas, poderá haver vertimento no sistema, o que representa desperdício de energia. Portanto, a operação de sistemas hidrotérmicos visa estabelecer o equilíbrio entre as decisões operativas no presente e os ganhos associados ao nível de energia armazenada no futuro.

Um outro aspecto marcante associado aos sistemas hidrotérmicos diz respeito às imprecisões que envolvem a previsão das vazões afluentes aos reservatórios. Especialmente no caso brasileiro, isso está diretamente ligado aos diferentes índices hidrológicos das regiões do país, somado às características particulares de cada bacia hidrográfica onde os reservatórios estão localizados. Desse modo, a determinação da política ótima de operação do sistema deve levar em consideração as incertezas associadas à previsão das aflúências futuras.

Ainda nesse contexto, a operação das usinas hidrelétricas depende das vazões defluentes das usinas a montante, ou seja, há uma interdependência operativa entre usinas localizadas em uma mesma cascata. Tal fato também sofre influência de restrições de controle de cheias e daquelas associadas ao uso múltiplo da água, como irrigação e navegação.

Convém ressaltar que a operação de sistemas hidrotérmicos deve levar em conta a interligação entre sistemas vizinhos. Isso permite uma redução do custo de operação, uma

vez que possibilita a transmissão de energia entre os subsistemas, de forma a complementar a geração termelétrica de uma determinada região, por exemplo. Dessa forma, o risco do déficit de energia, associados às sazonalidades hidrológicas, pode ser mitigado.

Diante das características citadas, na operação de sistemas hidrotérmicos torna-se inviável a adoção de um modelo matemático único. Desse modo, no caso brasileiro, o problema é subdividido em etapas, coordenadas entre si, sob o comando do Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS. Para tanto, o ONS utiliza uma cadeia de modelos (MACEIRA *et al.*, 2002), desenvolvidos pelo Centro de Pesquisa de Energia Elétrica – CEPEL, com diferentes graus de detalhamento buscando a melhor representação do sistema para diferentes períodos de estudo. As principais etapas desse estudo são: o Planejamento Anual da Operação Energética – PAO (ONS, 2003a), o Programa Mensal da Operação Energética – PMO (ONS, 2003b) e a Programação Diária da Operação Eletroenergética – PDO (ONS, 2003c). O objetivo principal de todas as etapas consiste em utilizar, da melhor forma possível, os recursos hidrelétricos disponíveis evitando, ao máximo, a geração de origem termelétrica sem, todavia, comprometer a confiabilidade do sistema.

No PAO são efetuados estudos em um horizonte de cinco anos, discretizados em base mensal. Esse estudo é elaborado anualmente, sendo revisado nos meses de abril e agosto, de modo a incorporar revisões nas informações básicas. O modelo NEWAVE (CEPEL, 2000) é a principal ferramenta computacional responsável pela elaboração do estudo. Esse modelo considera um reservatório equivalente de energia para cada um dos subsistemas integrantes do Sistema Interligado Nacional - SIN, e, conseqüentemente, define estratégias de geração para cada um deles. Um dos principais objetivos do NEWAVE consiste em fornecer para o PMO informações futuras sobre o uso dos reservatórios, por meio de uma Função de Custo Futuro - FCF. Ademais, essa etapa do planejamento indica também a probabilidade de déficits futuros, Custos Marginais de Operação - CMO por subsistemas, metas de intercâmbio de energia, entre outros.

O PMO utiliza os resultados obtidos na etapa do PAO para determinar as estratégias individuais de geração das usinas que compõem o sistema, para as semanas do mês seguinte ao estudo. Esse estudo é executado mensalmente e elaborado num prazo de

até três dias úteis, com revisões semanais. Os CMOs, intercâmbios entre os subsistemas, validação dos programas de manutenção e diretrizes energéticas a serem implementadas na PDO são alguns dos resultados desse estudo. O modelo DECOMP (CEPEL, 2003) é a principal ferramenta computacional utilizada no PMO. Essa etapa do estudo é o foco deste trabalho e será detalhada na seção seguinte.

A PDO, por sua vez, consiste na última etapa do planejamento da operação energética. Dessa forma, é exigido um maior grau de detalhamento da modelagem matemática do sistema, pois se trata do estágio mais próximo da operação em tempo real. O objetivo consiste em estabelecer os níveis de geração de cada unidade geradora do sistema de acordo com as metas estabelecidas na etapa anterior, levando em conta as restrições operativas da rede elétrica, em intervalos de 30 minutos, para o dia que antecede à operação em tempo real. Atualmente, o ONS faz uso de modelos computacionais para validação elétrica e hidráulica (ONS, 2002) no sentido de definir a política ótima de operação do sistema. O modelo DESSEM, que deverá ser usado nessa etapa do planejamento, encontra-se em processo de desenvolvimento teórico e de validação computacional (FINARDI, 2003; TAKIGAWA, 2006; LIMA, 2007).

A Figura 1.1 ilustra a cadeia de estudos, destacando, de forma resumida, suas principais particularidades, bem como algumas características relevantes dos modelos computacionais de otimização aplicados em cada uma delas.

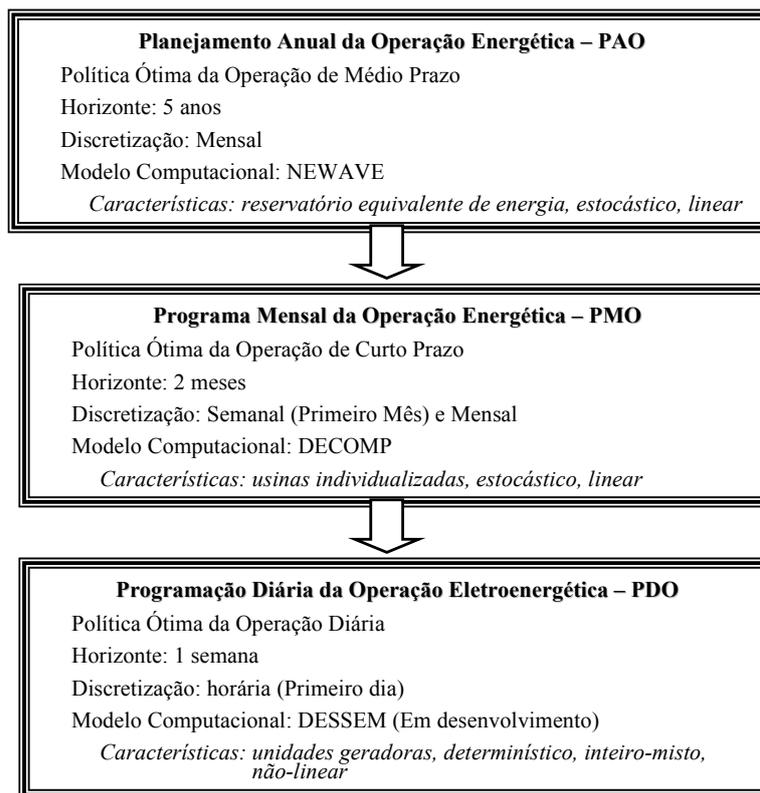


Figura 1.1 - Etapas no Planejamento da Operação.

1.2 PLANEJAMENTO DE CURTO PRAZO

Conforme destacado, o Programa Mensal da Operação Energética – PMO é o estudo responsável por determinar as estratégias individuais de geração das usinas hidrelétricas e termelétricas do sistema, bem como os intercâmbios de energia entre os subsistemas, em um horizonte mensal. O modelo DECOMP é a principal ferramenta utilizada nesse estudo.

O DECOMP foi desenvolvido para aplicação no horizonte de curto prazo. Esse horizonte pode ser de dois a seis meses, com discretização semanal para o primeiro mês e mensais para os demais. Exceto o primeiro mês, os demais estágios levam em consideração o comportamento estocástico das vazões afluentes aos reservatórios. Essa etapa do planejamento utiliza como metodologia de solução a Programação Dinâmica Dual Estocástica – PDDE (PEREIRA e PINTO, 1985; SILVA, 2001; SIQUEIRA, 2003; MARTINEZ e FILHO, 2004; SANTOS, 2004).

Esse modelo exige a aplicação de artifícios matemáticos (simplificações na modelagem do problema) que visam tratar as não-linearidades características do problema

do planejamento da operação. Destacam-se nesse sentido, a Função de Produção das Usinas Hidrelétricas - FPH e o custo operacional das usinas termelétricas. Na formulação do problema, a FPH é representada por uma função linear por partes que será detalhada no Capítulo 2. No tocante ao custo das usinas termelétricas é considerado um custo linear associado ao combustível das mesmas que, quando somados aos eventuais custos de penalidades pelo não atendimento a demanda, representam o custo de operação do sistema durante o horizonte de estudo.

Outros aspectos importantes na modelagem desse problema se referem, por exemplo, aos tempos de viagem da água, patamares de carga (leve, médio e pesado) e integração com o modelo de médio prazo baseado na FCF.

1.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Conforme destacado nas seções anteriores, o problema do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de curto prazo exige, em geral, um elevado grau de detalhamento, dado que pertence a uma classe de problemas de programação matemática de difícil solução. Nesse sentido, tornam-se necessárias algumas simplificações em sua modelagem ou no tamanho das amostras (cenários) a serem analisados.

Nesse contexto, WATCHORN (1967) destaca a relevância do uso de metodologias de otimização, em especial, a Programação Dinâmica – PD, na solução do problema do planejamento de sistemas hidrotérmicos. Desde então, o desenvolvimento de modelos computacionais para a solução de problemas do planejamento de curto prazo tem sido o foco de diversos trabalhos nacionais (PEREIRA e PINTO, 1985; ARARIPE NETO, 1985; PEREIRA, 1989; MACEIRA, 2003; MARTINEZ e FILHO, 2004; ZAMBELLI *et al.*, 2006) e internacionais (SERKAT *et al.*, 1988; CONTAXIS *et al.*, 1990; CHRISTOFORIDIS *et al.*, 1996; MEDINA *et al.*, 1997; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2000; ENAMORADO *et al.*, 2000; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2003; SALAM, 2004; CABERO *et al.*, 2005).

No tocante aos trabalhos internacionais, destaca-se a implementação de algoritmos que utilizam características especiais dos problemas estocásticos, com o objetivo de aperfeiçoar a estrutura de dados e a estratégia de solução (SHERKAT *et al.*, 1988; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2003), como o método dos Pontos Interiores - PI

(CHRISTOFORIDIS *et al.*, 1996; MEDINA *et al.*, 1998; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2000).

O trabalho desenvolvido por CHRISTOFORIDIS *et al.* (1996) demonstrou que o método dos PI apresenta boa qualidade de solução quando aplicado a problemas de grande porte, como é o caso do problema do planejamento de curto prazo, mesmo quando submetido a um número elevado de cenários afluentes.

MEDINA *et al.* (1998) e FUENTES-LOYOLA *et al.* (2000 e 2003) desenvolveram estudos na busca de soluções para o problema do planejamento de curto prazo do sistema hidrotérmico espanhol. Em MEDINA *et al.* (1998) foi proposta uma análise comparativa entre o método dos PI e o *Simplex*. Os resultados computacionais indicaram um melhor desempenho do método dos PI em relação ao *Simplex*, que apresentam um melhor comportamento na solução de problemas de tamanho moderado. Por sua vez, FUENTES-LOYOLA *et al.* (2000) apresentou um estudo comparativo entre o método dos PI e o da Relaxação Lagrangeana – RL. Simplificações na modelagem dos intercâmbios de energia e a carga do sistema foram consideradas. Convém destacar o desempenho computacional obtido pela RL em relação ao método dos PI.

Em trabalho mais recente, SALAM (2004), foi proposta uma modelagem não-linear para as características associadas às vazões turbinadas das usinas hidrelétricas e ao custo de geração das termelétricas, em que o objetivo consiste em comparar o desempenho computacional entre a RL e PD. Os resultados obtidos com a RL indicaram menores custos de operação em relação à PD, embora com um maior tempo computacional.

Uma outra abordagem interessante que vem sendo desenvolvida nos últimos anos diz respeito à inserção de conceitos econômicos na modelagem do problema do planejamento da operação de curto prazo (BARQUÍN *et al.*, 1999; BARQUÍN *et al.*, 2004; CABERO *et al.*, 2005). Tal fato visa, sobretudo, simular as oscilações das variáveis do problema (preços das *commodities*, incertezas das vazões afluentes, entre outros) de modo a auxiliar o processo de tomada de decisão das empresas geradoras de energia integrantes do sistema estudado.

Ainda, com relação aos trabalhos internacionais, ENAMORADO *et al.* (2000) propôs a aplicação da decomposição de *Dantzig-Wolfe*. Tal método consiste em relaxar as

restrições mais complicadas do problema original mantendo o acoplamento temporal, de modo a transformar a estrutura da matriz original em uma matriz diagonal. É interessante destacar que, em geral, esses trabalhos internacionais levam em conta uma modelagem mais detalhada das usinas termelétricas tendo em vista a predominância de tal recurso na configuração hidrotérmica dos países onde foram elaborados os estudos.

Em particular, o caso brasileiro conta com uma cadeia de modelos, que utilizam diferentes métodos de otimização, desenvolvidos no intuito de definir metas de operação para cada uma das etapas do estudo (MACEIRA *et al.*, 2002). Os modelos de planejamento de médio e curto prazos estão consolidados e representam décadas de estudos e pesquisas, acompanhando as evoluções do Setor Elétrico Brasileiro - SEB.

Os estudos voltados para definir as estratégias ótimas de solução do SIN foram iniciados no final da década de 70. Essas estratégias eram calculadas por meio de aproximações determinísticas, as quais consideravam uma representação agregada do sistema hidrelétrico e eram baseadas no histórico das vazões afluentes. O sistema era operado de acordo com uma meta preestabelecida de mínimo armazenamento nos reservatórios necessário para suprir a demanda, caso ocorressem cenários afluentes semelhantes aos piores cenários do histórico, como descrito em GCOI (1978), *apud* ARARIPE NETO (1985). Porém, neste mesmo ano, essas aproximações determinísticas foram substituídas pela Programação Dinâmica Estocástica - PDE, em um trabalho conjunto entre a ELETROBRÁS e o Centro de Pesquisa de Energia Elétrica - CEPTEL (CEPEL e ELETROBRÁS, 1977, *apud* ARARIPE NETO, 1985). A PDE é uma extensão da PD que surgiu na década de cinquenta pelo trabalho de BELLMAN (1957), que buscava solucionar problemas de controle e otimização dinâmica.

Em ARARIPE NETO *et al.* (1985) foi proposta uma análise comparativa entre uma representação estocástica das afluições e aproximações determinísticas, quando aplicadas na solução do planejamento da operação. Para tanto, foi utilizado como metodologia a PDE e aproximações determinísticas equivalentes. Os resultados demonstraram que o esforço computacional para a PDE cresce exponencialmente com o tamanho do problema, denominado de maldição da dimensionalidade. Porém, ganhos consideráveis no tocante à qualidade da solução foram obtidos com a representação das incertezas associadas às vazões afluentes.

PEREIRA e PINTO (1985) propuseram um algoritmo baseado na Programação Estocástica e no Princípio de Decomposição de Benders. O trabalho tinha como foco determinar a operação ótima de sistemas hidrotérmicos de modo a minimizar o custo de operação. Além das complexidades associadas às incertezas das afluências futuras, esse trabalho destacou o acoplamento existente entre as decisões operativas no presente e suas conseqüências futuras. Os resultados indicaram que o algoritmo poderia ser aplicado na solução do problema do planejamento mensal, semanal, diário, e, quando refinado, em tempo real. É importante ressaltar que esse trabalho desencadeou uma série de outros trabalhos, seguindo os mesmos princípios, voltados para o estudo do planejamento da operação energética no Brasil.

Nesse sentido, PEREIRA (1989) sofisticou o modelo proposto anteriormente, incluindo na modelagem as interconexões entre os reservatórios, o que aumenta, substancialmente, a complexidade do problema. Nesse trabalho, a PDE foi substituída pela Programação Dinâmica Dual Estocástica - PDDE. Essa metodologia pode ser considerada uma versão analítica da PD, e não necessita da discretização do espaço de estados utilizados na PDE em sua forma convencional. É baseada no Princípio de Decomposição de Benders e utiliza aproximações lineares que representam a função de custo futuro associada a cada cenário e/ou estágio de tempo, cujos detalhes são mostrados no Capítulo 2. Tendo em vista os bons resultados do trabalho anterior, GORENSTIN *et al.* (1992), inseriram na modelagem do problema restrições quanto ao uso da transmissão. Do mesmo modo, essa metodologia também foi implementada de maneira analítica por KLIGERMAN (1992).

Em trabalhos mais atuais, e de forma semelhante à proposta por ARARIPE NETO *et al.* (1985), MACEIRA *et al.* (2003) e ZAMBELLI *et al.* (2006) apresentaram estudos comparativos entre abordagens determinísticas e estocásticas aplicadas no planejamento da operação. Esses trabalhos tinham por objetivo mostrar o impacto de se planejar a operação do sistema brasileiro considerando um único cenário afluyente. Em geral, os resultados demonstram que os casos estocásticos apresentam uma melhor solução quando comparado com as aproximações determinísticas utilizadas. Por sua vez, MARTINEZ e FILHO (2004) propuseram um estudo comparativo entre a PDE e a PDDE na solução do problema do planejamento energético de sistemas hidrotérmicos de geração de energia elétrica. Porém,

simplificações no tocante à representação da carga e à operação isolada das usinas hidrelétricas, por exemplo, foram consideradas.

Conforme destacado anteriormente, a RL (BAZARAA *et al.*, 1979; BERTSEKAS, 1999; LEMARÉCHAL *et al.*, 2001) também tem sido largamente aplicada na solução de problemas da operação energética de sistemas hidrotérmicos (FERREIRA *et al.*, 1989; GUAN *et al.*, 1995; SALAM *et al.*, 1998; LUH *et al.*, 1998; FUENTES-LOYOLA E QUINTANA, 2000; SALAM, 2000; BELLONI *et al.*, 2003; FINARDI, 2003; FINARDI *et al.*, 2005; TAKIGAWA, 2006). Essa metodologia apresenta vantagens (detalhadas no Capítulo 2) quando comparada com outras técnicas de programação matemática. No entanto, exige uma etapa de maximização da função dual no seu processo de solução (GUAN *et al.*, 1995; LUH *et al.*, 1998; BELLONI, 2003), detalhada no Capítulo 2. Em LUH *et al.* (1998) é apresentado um estudo comparativo entre diversos métodos de maximização da função dual, enfatizando as vantagens associadas ao método dos Feixes, que representa o estado da arte para otimização de funções não-diferenciáveis. Esse método é considerado mais robusto, pois as não-diferenciabilidades são mais adequadamente tratadas durante o processo iterativo.

No trabalho desenvolvido por SHERALI e LIM (2005), métodos auxiliares que visam prover pontos iniciais de boa qualidade, próximos da solução ótima, são apresentados. Tais técnicas, quando implementadas, podem tornar o processo de convergência dos métodos duais de decomposição mais eficientes.

Ainda, segundo RUSZCZYNSKI (1996), métodos de decomposição baseados no Lagrangeano Aumentado tem características peculiares que indicam bons resultados quando aplicados a problemas de grande porte. Essa metodologia permite a decomposição por cenários, em que as restrições de não-antecipatividade podem ser utilizadas para acoplar as variáveis de decisão. Entretanto, existe a necessidade de inserir termos quadráticos no processo de solução do problema dual, que, de certo modo, requer modelos computacionais mais robustos.

Em termos gerais, a literatura indica bons resultados dos métodos duais de otimização matemática quando aplicados aos problemas de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Ademais, recentes avanços no tocante ao aprimoramento dessas metodologias, estimulam linhas investigativas nesse sentido.

Embora os trabalhos apresentados nessa seção proponham análises comparativas entre métodos de otimização estocástica (BELMAN, 1957; BENDERS, 1962; RUSZCZYNSKI, 1994; BIRGE e LOUVEAUX, 1997; BERTSEKAS, 1999; FOURER e LOPES, 2006), nenhum considera uma configuração realista com grande participação dos recursos associados à geração hidrelétrica, e, ainda, de acordo com as premissas básicas do problema que define os estudos do PMO.

Nesse sentido, esse trabalho propõe um estudo comparativo entre diversas metodologias de otimização estocástica quando aplicadas na solução do problema do planejamento da operação energética de curto prazo brasileiro. Os métodos computacionais aplicados na solução de problemas de programação estocástica podem ser divididos em dois grupos principais. O primeiro grupo é composto pelos métodos PI, *Simplex*, entre outros, cujas características foram apresentadas anteriormente. Por outro lado, um número considerável de métodos de decomposição pode ser aplicado à estrutura do problema principal. Tais metodologias visam subdividir o problema original, mantendo a coordenação entre as diferentes etapas do processo. Os métodos de decomposição podem ainda ser classificados como: métodos primais, que solucionam subproblemas referentes a cada estágio de tempo, como por exemplo, a Programação Dinâmica Dual Estocástica - PDDE; e métodos duais, como a Relaxação Lagrangeana - RL e o Lagrangeano Aumentado.

1.4 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

Conforme destacado, o problema do planejamento da operação energética de curto prazo é caracterizado por ser de natureza linear (as não-linearidades associadas a este tipo de problema são modeladas de forma linear), estocástico e de grande porte, o que requer a aplicação de métodos de otimização estocástica à estrutura do problema de modo a propiciar a apuração eficiente dos resultados com um tempo computacional aceitável.

Nesse contexto, esse trabalho tem como foco principal analisar, de forma comparativa, o desempenho de diferentes metodologias de otimização estocástica quando aplicados ao problema de curto prazo. A primeira estratégia é composta pela representação de modelo estocástico por meio de um único problema de Programação Linear - PL. A resolução desse modelo faz uso de um pacote comercial de PL, que utiliza o método dos PI

na solução dos problemas. Por sua vez, duas outras estratégias utilizam métodos de decomposição: a PDDE e a RL. Tais métodos visam subdividir o problema original em problemas menores e mais simples de serem resolvidos, mantendo a coordenação entre as diferentes etapas do processo.

O sistema hidrotérmico proposto para estudo consiste de uma configuração reduzida do SIN, respeitando as premissas básicas da etapa do planejamento de curto prazo, de modo a possibilitar uma análise coerente dos resultados no tocante à qualidade das soluções e desempenho computacional das metodologias.

Ademais, análises de sensibilidade do problema no que diz respeito ao tamanho dos cenários utilizados, características de demanda e modelo da FPH também são apresentados. Esse último merece atenção especial, visto que necessita de estudos mais detalhados no tocante à operação das usinas hidrelétricas, além de incluir heurísticas na modelagem linear por partes da FPH.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

O documento está organizado da seguinte maneira. No capítulo seguinte são apresentados detalhes sobre o problema do planejamento da operação energética de curto prazo. Inicialmente, destaca-se a representação da FPH, seguida de algumas considerações sobre a FCF utilizada nessa etapa no planejamento. No Capítulo 2, ainda, é descrita a formulação do problema, com base em um exemplo numérico simples, que visa, sobretudo, introduzir alguns conceitos básicos referentes às duas metodologias de decomposição estocástica propostas nesse trabalho, a PDDE e a RL.

No Capítulo 3 são apresentados e analisados os resultados computacionais dos estudos referentes ao problema de curto prazo. No início do capítulo é dado destaque à configuração hidrotérmica utilizada neste trabalho, de forma a ressaltar as características mais relevantes para a análise dos resultados. Na seqüência, os desempenhos computacionais das metodologias, bem como uma análise de suas soluções primais, para diversos casos, com diferentes horizontes de planejamento e cenários de vazões afluentes, são apresentados. Por fim, o capítulo apresenta uma análise de sensibilidade das metodologias no tocante aos dados de demanda e da FPH.

As principais conclusões sobre o trabalho e sugestões para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 4.

Capítulo 2

Solução do Problema

2.1 INTRODUÇÃO

Conforme apresentado no Capítulo 1, o problema do planejamento da operação do Sistema Interligado Nacional - SIN é realizado por meio de uma cadeia de modelos, coordenados entre si, com diferentes graus de detalhamento e horizontes de estudo. Neste capítulo são apresentados detalhes sobre o problema de curto prazo, focando, principalmente, nas metodologias aplicadas na solução de problemas dessa natureza, propostas nesta dissertação.

Inicialmente é dado destaque para a representação da Função de Produção das Usinas Hidrelétricas – FPH. Na seqüência, o modelo estocástico é formulado como um problema de Programação Linear – PL. Finalizando o capítulo são apresentados ainda alguns conceitos básicos no tocante à PDDE e à RL. Para tornar essa apresentação didática, optou-se por detalhar tais conceitos com o apoio de um pequeno exemplo numérico.

2.2 PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO ENERGÉTICA DE CURTO PRAZO

O modelo do planejamento da operação energética de curto prazo visa determinar os níveis de geração hidrotérmica de forma a atender a demanda e as demais restrições do problema com mínimo custo esperado de operação. O horizonte de estudo pode variar de

dois a seis meses, em que o primeiro mês, considerado determinístico, é discretizado semanalmente. Os demais estágios (meses) levam em consideração o comportamento estocástico das vazões afluentes. Outras características importantes que são modeladas se referem à representação individualizada das usinas hidrelétricas, os tempos de viagem da água, patamares de carga (leve, médio e pesado), integração com o modelo de médio prazo com base na Função de Custo Futuro - FCF e, ainda, a representação da FPH por meio de uma função linear por partes. Exceto os patamares de carga, todas essas características são representadas no modelo proposto por este trabalho. Antes de apresentar a formulação do problema é conveniente destacar o tratamento feito para dois importantes dados de entrada do problema: a FPH e a FCF.

2.2.1 Função de Produção das Usinas Hidrelétricas

O modelo do planejamento da operação energética de curto prazo prioriza as questões estocásticas perante às não-linearidades da FPH. Isso resulta em uma função linear por partes dependente da vazão turbinada, do nível de armazenamento do reservatório¹, e, em alguns casos, da vazão vertida.

É importante citar que a FPH não é côncava em todo o seu domínio, o que dificulta a sua representação por uma função linear por partes. Dado que não é o objetivo deste trabalho realizar um estudo detalhado nesse assunto, a idéia inicial é construir uma envoltória côncava tangente, no máximo de pontos possíveis, a FPH. A envoltória representa um subconjunto de planos tangentes à FPH, conforme Figura 2.1².

¹ Neste trabalho, é o nível médio do estágio t , conforme será detalhado adiante.

² Desconsiderando as variáveis de volume e vazão vertida.

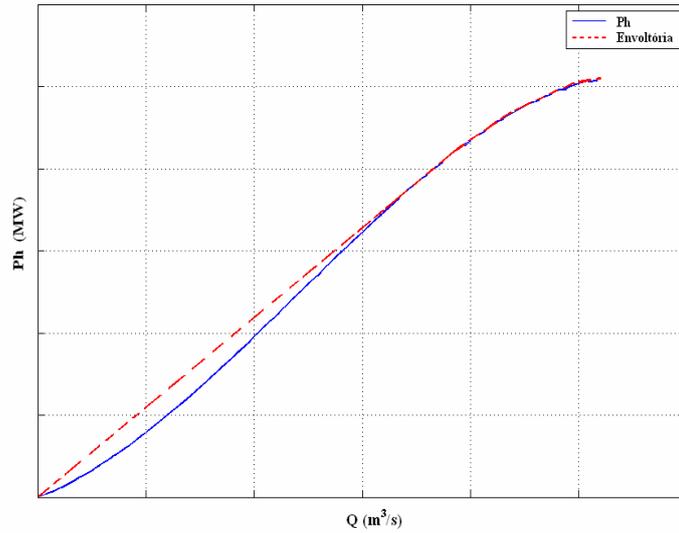


Figura 2.1 – Envoltória cônica tangente à FPH.

Para construir uma envoltória cônica linear por partes, faz-se necessário utilizar aproximações de Taylor de primeira ordem. Essas aproximações são boas em regiões em torno dos pontos escolhidos. Tal fato leva à necessidade de realizar aproximações para diversos pontos do domínio da FP, gerando um conjunto de K planos, cada um tangente à FP em um ponto. Matematicamente, tem-se um conjunto de restrições lineares, como mostrado abaixo.

$$FPH_{rt} \approx FPH_{rt}^k \left(\bar{v}_{rt}^k, Q_{rt}^k, S_{rt}^k \right) + \nabla FPH_{rt}^T \left(\bar{v}_{rt}^k, Q_{rt}^k, S_{rt}^k \right) \begin{bmatrix} \bar{v}_{rt} - \bar{v}_{rt}^k \\ Q_{rt} - Q_{rt}^k \\ S_{rt} - S_{rt}^k \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

em que:

r é o índice das usinas hidrelétricas do sistema, $r = 1, \dots, R$;

R é o número total de usinas hidrelétricas do sistema;

t é o índice associados aos estágios, $t = 1, \dots, T$;

T é o número total de estágios;

FPH_{rt}^k é potência de saída da r -ésima usina do sistema durante o estágio t (MW);

\bar{v}_{rt} é o volume médio do reservatório da r -ésima usina durante o estágio t (hm³);

Q_{rt} é a vazão turbinada da r -ésima usina durante o estágio t (m³/s);

- s_{rt} é a vazão vertida da r -ésima usina durante o estágio t (m^3/s);
- k é o índice que relaciona a discretização das variáveis, i. e., define os pontos onde serão realizadas as aproximações lineares de FPH.

Convém ressaltar que este tipo de aproximação é otimista, pois em alguns pontos do domínio, a função de produção linear por partes apresenta um maior valor de energia produzida quando comparado com o valor exato da FPH. Em geral, um fator de correção é inserido visando minimizar o erro médio dessas aproximações (CEPEL, 2003; DINIZ *et al.*, 2004). Tal fato está fora do escopo deste trabalho. Detalhes sobre as FPH, utilizada neste projeto, podem ser encontrados no Apêndice A.

2.2.2 Função de Custo Futuro

A FCF (FINARDI, 2003) permite comparar as decisões operativas no presente e suas conseqüências futuras, coordenando, dessa forma, as etapas do planejamento da operação. Matematicamente a estrutura dessa função, a qual é fornecida pelo modelo de médio prazo, é dada por:

$$\alpha - \sum_{e=1}^E \left[\frac{\partial \alpha}{\partial EARM_e} \right]^{(p)} EARM_e \geq \alpha_0^{(p)}, p = 1, \dots, P. \quad (2.2)$$

em que:

- e é o índice associado aos subsistemas, $e = 1, \dots, E$;
- E é o número total de subsistemas;
- p é o índice associado à aproximação linear da FCF;
- P é o número total de aproximações lineares da FCF;
- α representa o custo futuro (R\$);
- $EARM_e$ é a energia armazenada no e -ésimo subsistema (MWmed);
- $\alpha_0^{(p)}$ é uma constante associada à p -ésima aproximação linear da FCF.

A FCF no modelo de curto prazo, no entanto, é expressa em termos dos volumes armazenados em cada usina do sistema:

$$\alpha - \sum_{r=1}^R \left[\frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \right]^{(p)} v_r \geq \alpha_0^{(p)}, p = 1, \dots, P. \quad (2.3)$$

Portanto, como o acoplamento entre as etapas de médio e curto prazo é alcançado considerando a FCF advinda do médio prazo, de acordo com a Inequação (2.2), a energia armazenada nos subsistemas deve ser expressa em função dos volumes armazenados nos reservatórios. Para tanto, tem-se como alternativa usar³:

$$\frac{\partial \alpha}{\partial v_r} = \frac{\partial \alpha}{\partial EARM} \frac{\partial EARM}{\partial v_r} \quad (2.4)$$

Por sua vez, tem-se ainda que:

$$\frac{\partial EARM}{\partial v_r} = \sum_{r \in \Gamma_r} \rho_r \quad (2.5)$$

em que:

Γ_r é o conjunto formado pela r -ésima usina e todas as usinas jusantes dela em um dado subsistema;

ρ_r é a produtibilidade⁴ da r -ésima usina hidrelétrica.

Logo,

$$\frac{\partial \alpha}{\partial v_r} = \frac{\partial \alpha}{\partial EARM} \sum_{r \in \Gamma_r} \rho_r \quad (2.6)$$

De acordo com a equação acima, a FCF utilizada no planejamento de curto prazo é função da produtibilidade das usinas hidrelétricas do sistema. Detalhes sobre os valores de ρ_r utilizados neste trabalho, podem ser visualizados no Apêndice B.

2.3 METODOLOGIAS

Conforme citado, este trabalho propõe a implementação de três metodologias de otimização estocástica: a resolução de um problema de PL sem aplicação de métodos de decomposição⁵, a PDDE e a RL. Em geral, o uso de um PL único é eficiente para

³ Para simplificar a notação, a formulação refere-se a um sistema com um único reservatório equivalente.

⁴ A produtibilidade é uma função da defluência total e dos volumes iniciais e finais do r -ésimo reservatório em um estágio t , ou ainda, $\rho_r = \rho(v_{rt}, v_{r,t+1}, Q_{rt}, s_{rt})$. De forma simplificada, a geração de uma usina hidrelétrica pode ser representada pelo produto entre a vazão turbinada, Q_{rt} e sua produtibilidade, ρ_r . No entanto, neste caso ρ_r é considerada constante. Em geral, esse valor representa o valor da produtibilidade média das usinas, o qual corresponde à produtibilidade associada ao esvaziamento completo do reservatório a partir do volume máximo e considerando o nível de jusante fixo e igual à cota média do canal de fuga.

⁵ Neste caso as restrições de não-antecipatividade são modeladas de forma implícita (RUSZCZYNSKI, 1996; FOURER, 2006).

problemas de tamanho moderado, ou em casos de desenvolvimento de algoritmos que exploram a estrutura especial deste tipo de modelo (CHRISTOFORIDIS, 1996; MEDINA, 1998; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2000; FUENTES-LOYOLA *et al.*, 2003). No trabalho proposto aqui esse tipo de estratégia não será utilizada. Conforme será visto no Capítulo 3, foi utilizado um pacote comercial para resolver o problema de PL. Por outro lado, a PDDE e a RL são métodos de decomposição que visam subdividir o problema original em problemas menores, mantendo a coordenação entre as diferentes etapas do processo. A PDDE é classificada como método primal de decomposição, pois soluciona os subproblemas referentes a cada estágio de tempo e uma componente do cenário de aflúncias. A RL, por sua vez, é um método dual de decomposição em que é possível conceber subproblemas referentes a cenários ou, igualmente à PDDE, por estágios de tempo e componentes do cenário de aflúncia⁶.

A fim de tornar a apresentação didática, a modelagem do problema e a estratégia de solução das metodologias serão abordadas com auxílio de um exemplo numérico simples, de modo a evidenciar, em especial, as particularidades dos algoritmos de decomposição.

A configuração hidrotérmica proposta é composta por uma usina hidrelétrica e duas termelétricas, conforme demonstrado na Figura 2.2. Os limites máximos operativos das usinas, bem como a produtibilidade da usina hidrelétrica, ρ , e custos de operação associados às usinas termelétricas, ct_i , também podem ser vistos na figura. O volume inicial, v_0 , do reservatório é igual a 500 hm³. Os limites mínimos de geração termelétrica, volumes armazenado, turbinado e vertido são considerados iguais a zero.

⁶ Esta distinção entre decomposição por cenários e estágios de tempo será melhor explicada quando da aplicação das metodologias, a seguir.

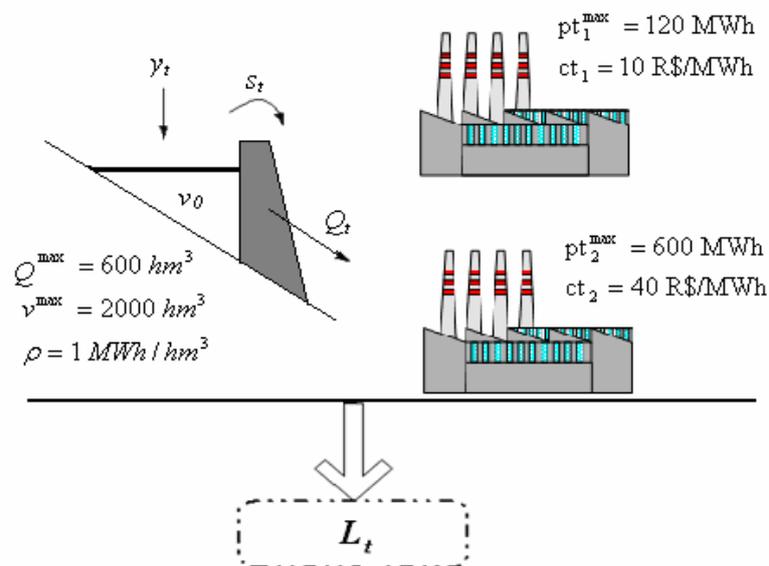


Figura 2.2 – Configuração Hidrotérmica.

Na figura acima, tem-se:

- y_t é o volume natural afluyente ao reservatório no estágio t (hm^3);
- s_t é o volume vertido pela usina hidrelétrica no estágio t (hm^3);
- Q_t é o volume total turbinado pela usina no estágio t (hm^3);
- L_t é a demanda de energia no estágio t (MWh);
- Q^{\max} é o volume máximo turbinado pela usina (hm^3);
- v^{\max} é o volume máximo armazenado no reservatório (hm^3);
- pt_i^{\max} é a potência máxima de saída da i -ésima usina termelétrica (MW).

A demanda, L_t , é considerada constante ao longo dos dois estágios⁷ do horizonte de estudo, e igual a 600 MWh. O primeiro estágio é determinístico e o segundo estágio conta com duas possibilidades de volumes afluentes equiprováveis. Os volumes afluentes, referentes a cada um dos estágios, estão indicados nos ramos da estrutura em árvore apresentados na Figura 2.3.

⁷ Nesse caso, cada estágio corresponde a uma hora.

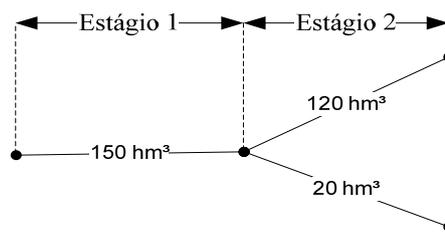


Figura 2.3 – Árvore de cenários afluentes.

Na figura acima é possível notar que o total de cenários do modelo é igual a dois. O primeiro $y_a = [150 \ 20]$ e o segundo $y_b = [150 \ 120]$. A modelagem proposta nessa seção visa subsidiar a interpretação dos resultados apresentados no capítulo seguinte. Para tanto, foram considerados nesta etapa do trabalho as aproximações das FCF e FPH. Em outras palavras, a modelagem desse problema inclui a representação da FCF por meio de aproximações lineares e uma FPH linear por partes, de acordo com as características da etapa de curto prazo.

A Figura 2.4 ilustra a FCF adotada. Nota-se que três aproximações lineares foram consideradas de forma a quantificar o impacto das decisões operativas ao longo do horizonte estudado. Note que com armazenamentos inferiores a 200 hm³, a água armazenada tem valor marginal mais caro que ambas as unidades termelétricas do sistema.

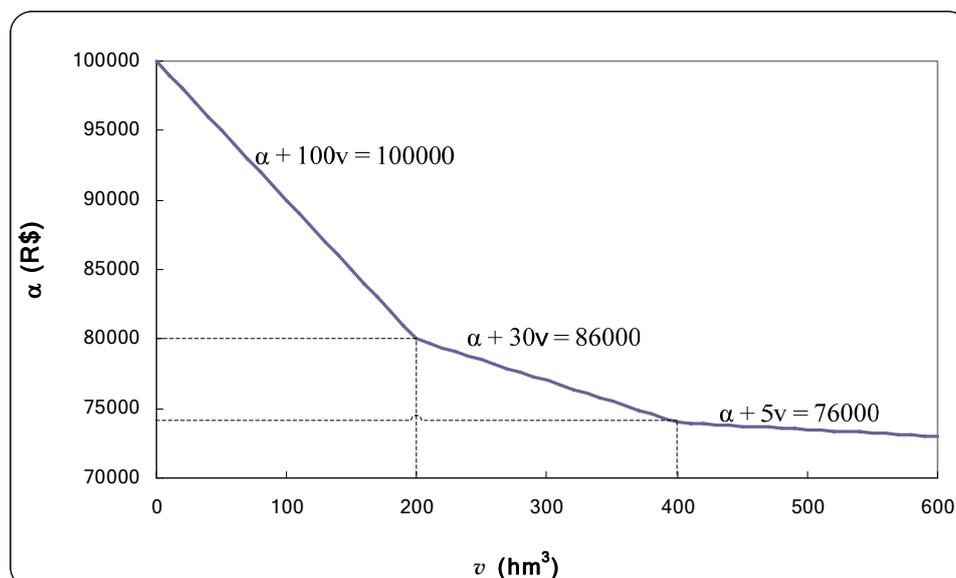


Figura 2.4 – Função de Custo Futuro.

Por sua vez, o comportamento da FPH está indicado na Figura 2.5. Assim como na FCF, são consideradas três aproximações lineares por partes. As aproximações indicadas na figura, representam a envoltória côncava linear por partes destacada na seção 2.2.1.

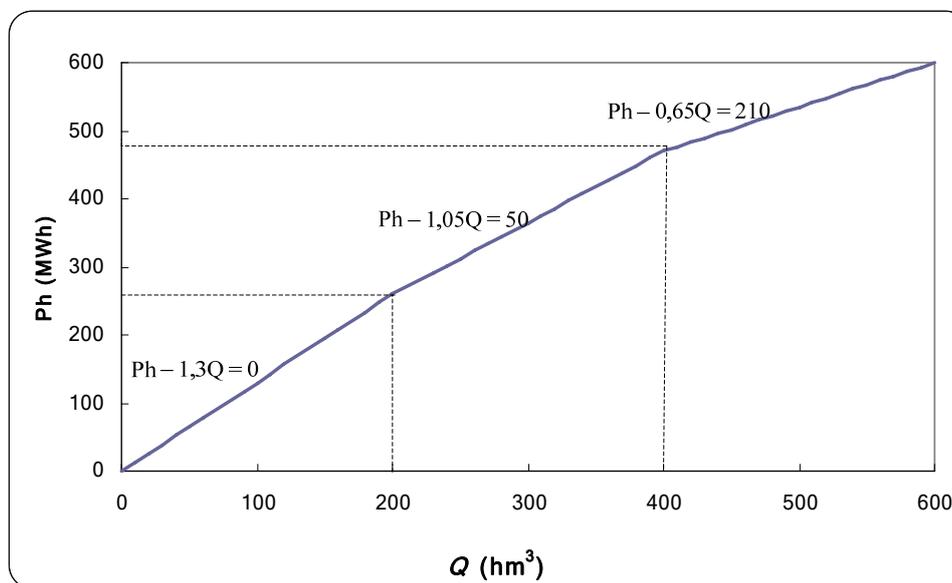


Figura 2.5 – FPH linear por partes.

As seções seguintes destacam a solução do problema segundo cada uma das metodologias de otimização estocástica.

2.3.1 Formulação do Problema de Programação Linear

A formulação completa do problema de PL que minimiza o custo total de operação ao longo dos dois estágios, para o problema proposto no início da seção, é apresentada abaixo.

$$f = \min \left\{ 10pt_{11} + 40pt_{21} + \frac{1}{2}(10pt_{12a} + 40pt_{22a} + 10pt_{12b} + 40pt_{22b}) + \alpha \right\} \quad (2.7)$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} pt_{11} + pt_{21} + Ph_1 &= 600 \\ v_2 + Q_1 + s_1 &= 650 \\ Ph_1 - 1,3Q_1 &\leq 0 \\ Ph_1 - 1,05Q_1 &\leq 50 \\ Ph_1 - 0,65Q_1 &\leq 210 \\ pt_{11} \leq 120, v_2 \leq 2000, Q_1 &\leq 600 \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned}
pt_{12a} + pt_{22a} + Ph_{2a} &= 600 \\
v_{3a} + Q_{2a} + s_{2a} - v_2 &= 120 \\
Ph_{2a} - 1,3Q_{2a} &\leq 0 \\
Ph_{2a} - 1,05Q_{2a} &\leq 50 \\
Ph_{2a} - 0,65Q_{2a} &\leq 210 \\
pt_{12a} \leq 120, v_{3a} \leq 2000, Q_{2a} &\leq 600
\end{aligned} \tag{2.9}$$

$$\begin{aligned}
pt_{12b} + pt_{22b} + Ph_{2b} &= 600 \\
v_{3b} + Q_{2b} + s_{2b} - v_2 &= 20 \\
Ph_{2b} - 1,3Q_{2b} &\leq 0 \\
Ph_{2b} - 1,05Q_{2b} &\leq 50 \\
Ph_{2b} - 0,65Q_{2b} &\leq 210 \\
pt_{12b} \leq 120, v_{3b} \leq 2000, Q_{2b} &\leq 600
\end{aligned} \tag{2.10}$$

$$\begin{aligned}
\alpha + 50v_{3a} + 50v_{3b} &\geq 100.000 \\
\alpha + 15v_{3a} + 15v_{3b} &\geq 86.000 \\
\alpha + 2,5v_{3a} + 2,5v_{3b} &\geq 76.000
\end{aligned} \tag{2.11}$$

em que:

- pt_{it} é a geração da i -ésima usina termelétrica durante o estágio t (MWh);
 Ph_t é a geração da usina hidrelétrica durante o estágio t (MWh);
 v_{t+1} é o volume armazenado no reservatório ao final do estágio t (hm³);
 Q_t é o volume turbinado no reservatório no estágio t (hm³);
 s_t é o volume vertido no reservatório durante o estágio t (hm³);
 α é uma variável que representa o valor esperado do custo de operação do início do estágio $t+1$ até o final do horizonte T (R\$/MWh).

Nota-se que na formulação do segundo estágio, (2.9) e (2.10), foram utilizados índices adicionais, a e b , nas variáveis descritas acima. Tais índices representam as possibilidades afluentes ao reservatório durante o segundo estágio, ou seja, o índice a corresponde ao cenário de afluência igual a 120 hm³, e o índice b o cenário afluente igual a 20 hm³.

O valor ótimo da função objetivo é igual a R\$ 94.960,0, obtido com $pt_{11} = 120$ MWh, $pt_{21} = 94$ MWh, $Ph_1 = 386$ MWh, $pt_{12a} = 120$ MWh, $pt_{22a} = 220$ MWh, $Ph_{2a} = 260$ MWh, $pt_{12b} = 120$ MWh, $pt_{22b} = 220$ MWh, $Ph_{2b} = 260$ MWh, $\alpha = \text{R\$ } 80.000$, $Q_1 = 320$

hm^3 , $v_2 = 330 \text{ hm}^3$, $Q_{2a} = 200 \text{ hm}^3$, $v_{3a} = 250 \text{ hm}^3$, $Q_{2b} = 200 \text{ hm}^3$ e $v_{3b} = 150 \text{ hm}^3$. As demais variáveis são todas nulas na solução ótima do problema.

A modelagem proposta (problema de PL) foi solucionada por um pacote de PL que utiliza como estratégia de solução o método dos PI. Tal metodologia apresenta características que indicam boas qualidades das soluções primais. Porém, à medida que o número de cenários aumenta a solução desse método pode tornar-se inviável computacionalmente, dado o aumento considerável do número de variáveis e restrições do problema. É interessante destacar ainda que a modelagem proposta é de fácil implementação quando comparado a modelos computacionais associados a outras metodologias de otimização.

Cabe ainda destacar alguns aspectos importantes no tocante à modelagem do problema de interesse deste trabalho. Diferentemente do modelo descrito acima, o sistema hidrotérmico apresentado no Capítulo 3 é um sistema de grande porte, com vários subsistemas interligados e múltiplas cascatas. Tais características inserem complicações à modelagem do problema, principalmente no tocante à interdependência operativa entre usinas hidrelétricas localizadas em uma mesma cascata. No que diz respeito à interligação entre os subsistemas, um rearranjo na equação de atendimento à demanda é necessário no intuito de agregar as considerações referentes à transferência de energia entre os subsistemas.

Ainda nesse contexto, a FPH é representada por uma função linear por partes dependente da vazão turbinada, Q_r , no correspondente nível médio de armazenamento dos reservatórios, \bar{v}_r , e, em alguns casos, da vazão vertida, s_r , para diversos pontos do domínio da função. Isso resulta em um conjunto de K aproximações lineares, conforme descrito na Seção 2.2.1. O nível médio de armazenamento representa a média ponderada entre os volumes finais e iniciais durante um estágio t . Tais restrições de volume médio são inseridas no problema visando uma melhor representação das aproximações lineares resultantes do processo de linearização das FPH.

2.3.2 Programação Dinâmica Dual Estocástica

A PDDE é um método de decomposição estocástica primal, baseado no Princípio de Decomposição de Benders. Desse modo, permite construir aproximações para funções

de custo futuro sem a necessidade de discretizar o espaço de estados. Fazendo um paralelo com os conceitos apresentados na Seção 2.2.2, as funções de custo futuro construídas iterativamente por esse método podem ser interpretadas como um conjunto de hiperplanos que representam o custo associado aos períodos seguintes ao estágio em que está sendo construída a aproximação.

De maneira sucinta, consiste em um processo iterativo dividido em duas etapas: *forward* (no sentido do tempo), que representa as recursões diretas em que é calculado o custo de operação de cada estágio com base nas aproximações disponíveis sobre as FCFs para uma dada iteração; *backward* (no sentido inverso do tempo), que representa as recursões inversas em que as aproximações das FCF são efetivamente realizadas, ou ainda, na qual são analisadas as políticas de armazenamento determinadas na etapa *forward*.

A convergência dessa metodologia é dada quando a diferença, relativa ou absoluta, entre o custo total de operação ao longo do horizonte estudado, obtido pela soma dos custos de cada estágio, e o custo total associado ao primeiro estágio, estiver dentro de uma tolerância estabelecida previamente. No exemplo proposto a convergência é dada quando esses valores forem iguais.

Dessa forma, o problema original é dividido em subproblemas menores e mais simples de serem resolvidos, como descrito abaixo.

$$\omega_1 = \min 10pt_{11} + 40pt_{21} + \alpha_2$$

sujeito a:

$$pt_{11} + pt_{21} + Ph_1 = 600$$

$$v_2 + Q_1 + s_1 = 650$$

$$Ph_1 - 1,3Q_1 \leq 0$$

$$Ph_1 - 1,05Q_1 \leq 50$$

$$Ph_1 - 0,65Q_1 \leq 210$$

$$pt_{11} \leq 120, v_2 \leq 2000, Q_1 \leq 600, Ph_1 \leq 600$$

(2.12)

$$\omega_{2a} = \min 10pt_{12a} + 40pt_{22a} + \alpha_a$$

sujeito a:

$$\begin{aligned}
pt_{12a} + pt_{22a} + Ph_{1a} &= 600 \\
v_{3a} + Q_{2a} + s_{2a} &= 120 + v_2 \\
Ph_{2a} - 1,3Q_{2a} &\leq 0 \\
Ph_{2a} - 1,05Q_{2a} &\leq 50 \\
Ph_{2a} - 0,65Q_{2a} &\leq 210 \\
\alpha_a + 100v_{3a} &\geq 100.000 \\
\alpha_a + 30v_{3a} &\geq 86.000 \\
\alpha_a + 5v_{3a} &\geq 76.000 \\
pt_{12a} \leq 120, v_{3a} \leq 2000, v_2 \leq 2000, Q_{2a} \leq 600, Ph_{2a} \leq 600
\end{aligned} \tag{2.13}$$

$$\omega_{2b} = \min 10pt_{12b} + 40pt_{22b} + \alpha_b$$

sujeito a:

$$\begin{aligned}
pt_{12b} + pt_{22b} + Ph_{1b} &= 600 \\
v_{3b} + Q_{2b} + s_{2b} &= 20 + v_2 \\
Ph_{2b} - 1,3Q_{2b} &\leq 0 \\
Ph_{2b} - 1,05Q_{2b} &\leq 50 \\
Ph_{2b} - 0,65Q_{2b} &\leq 210 \\
\alpha_b + 100v_{3b} &\geq 100.000 \\
\alpha_b + 30v_{3b} &\geq 86.000 \\
\alpha_b + 5v_{3b} &\geq 76.000 \\
pt_{2b} \leq 120, v_{3b} \leq 2000, v_2 \leq 2000, Q_{2b} \leq 600, Ph_{2b} \leq 600
\end{aligned} \tag{2.14}$$

Conforme pode ser visto acima, a PDDE decompõe o problema de PL mostrado na seção anterior em um conjunto de subproblemas de PL menores referentes a cada estágio de tempo e uma dada afluência (geometricamente, isso corresponde a quebrar a árvore da Figura 2.3 em três partes, cada um referente a um único valor escalar da afluência). O Subproblema (2.12) representa o primeiro estágio. O segundo estágio, estocástico, é representado pelos Subproblemas (2.13) e (2.14), na qual são indicados os dois possíveis cenários afluentes. Note também que a FCF referente ao segundo estágio, α_2 , inicialmente está relaxada, isto é, não apresenta nenhuma aproximação linear por partes.

A partir desse momento, destaca-se a resolução dos subproblemas seguindo as etapas que definem a PDDE. Nesse sentido, a primeira recursão *forward* está apresentada na Figura 2.6. Inicialmente, o problema do estágio 1 é resolvido. Após a decisão de volume

desse estágio, v_2 , é considerado conhecido e como dado de entrada nos dois problemas de segundo estágio.

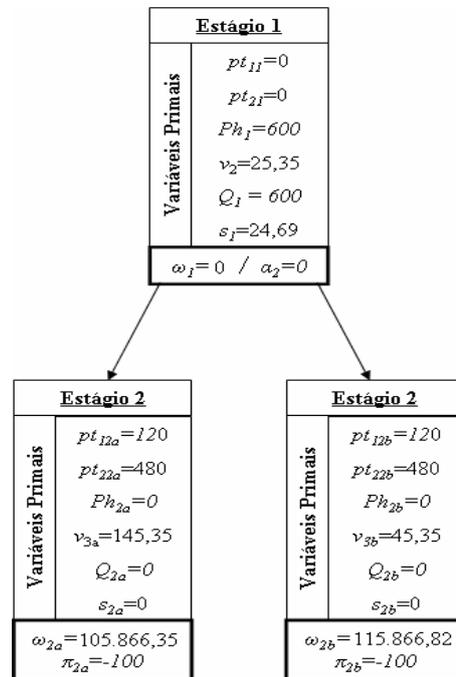


Figura 2.6 – Primeira simulação *forward*.

As variáveis π_{2a} e π_{2b} representam os multiplicadores de Lagrange (R\$/hm³) referentes à restrição de conservação da massa d'água do segundo estágio.

Conforme citado, ao final da recursão *forward* deve-se observar se é necessário executar a recursão *backward*. Para tanto, o custo total de operação, z , representado pela soma dos custos de cada estágio, demonstrado abaixo, deve ser comparado com o custo total associado ao primeiro estágio, $\omega_1 = 0$.

$$z = fc_1 + \frac{1}{2}(fc_{2a} + fc_{2b}) \quad (2.15)$$

em que:

fc_t é do custo imediato (custo de geração termelétrica) associado a cada estágio t .

Por conseguinte, o valor de z , para a primeira simulação *forward*, é igual a 110.866,35. Esse resultado indica que a diferença relativa entre z e ω_1 ainda é elevada.

O passo seguinte consiste em executar a recursão *backward*, de forma a retratar as políticas operativas definidas na etapa *forward*, por meio da construção das aproximações das FCF. Para tanto, é necessário utilizar os multiplicadores de Lagrange associados à restrição de conservação da massa da água do segundo estágio, os quais medem a variação do custo associado a esse estágio em decorrência do uso da água armazenada no reservatório, de modo a representar a variação de α_2 em função de v_2 , conforme a inequação abaixo.

$$\alpha_2 - \alpha_{2_medio}^{(0)} \geq \pi_{2_medio} (v_2 - v_2^{(0)}) \quad (2.16)$$

em que:

$\alpha_{2_medio}^{(0)}$ é o custo médio associado ao segundo estágio, ou seja, é a média ponderada entre ω_{2a} e ω_{2b} ;

$v_2^{(0)}$ é o volume inicial do segundo estágio;

π_{2_medio} é a média ponderada entre π_{2a} e π_{2b} .

Em vista disso, a aproximação da FCF gerada nessa etapa *backward* pode ser representada por $\alpha_2 + 100v_2 \geq 113.400$. Com o resultado dessa aproximação da FCF, deve-se realizar uma nova etapa *forward* a fim de determinar novas decisões. A Figura 2.7 ilustra essa nova simulação.

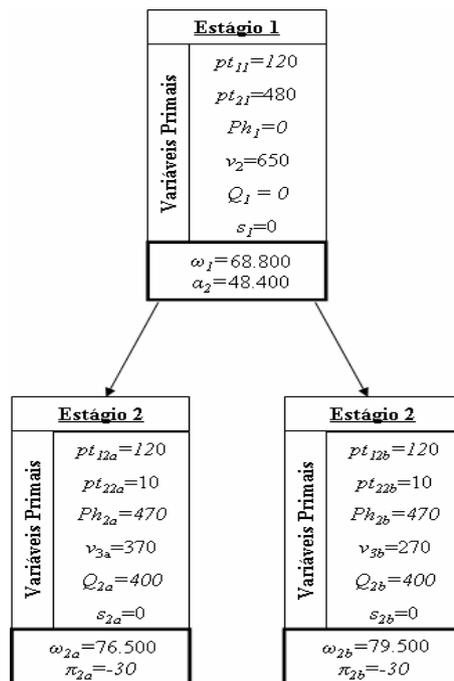


Figura 2.7 – Segunda simulação *forward*.

Os valores de z e ω_1 para a segunda recursão *forward* são iguais a R\$ 98.400 e R\$ 68.800, respectivamente. Nota-se que o erro relativo entre esses valores diminuiu consideravelmente nessa simulação, porém ainda não é aceitável. A segunda recursão *backward*, por sua vez, resultou na seguinte aproximação linear, $\alpha_2 + 30v_2 \geq 97.500$. De posse dessa aproximação, uma nova recursão *forward* deve ser realizada. A Tabela 2.1 ilustra o comportamento de z e ω_1 ao longo de todo o processo iterativo, seguida da análise gráfica desse processo.

Tabela 2.1 – Processo iterativo da PDDE.

Iteração	z	ω_1	Erro Relativo
1	110.866,34	0,0	100%
2	98.400,0	68.800,0	30%
3	95.760,0	91.600,0	4,3%
4	94.960,0	93.869,09	1,1%
5	94.960,0	94.960,0	0,0%

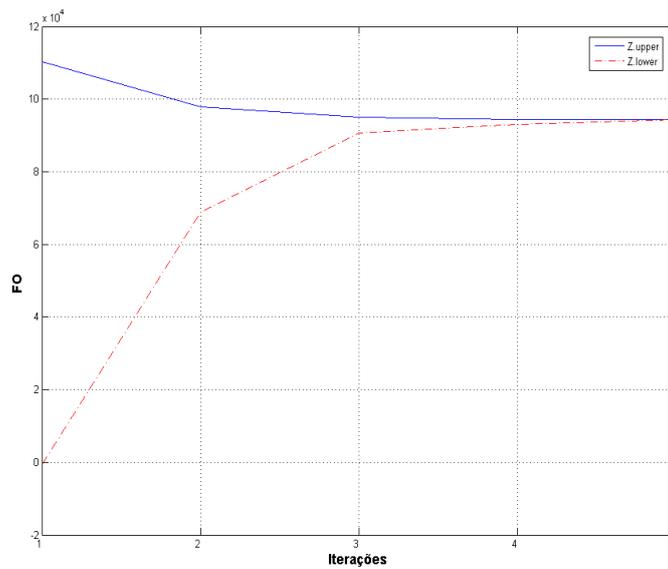


Figura 2.8 – Processo iterativo da PDDE.

Ao final da quinta iteração, observa-se que os custos, z e ω_1 , assumem o mesmo valor, 94.960,0. Essa igualdade garante que as soluções encontradas no último *forward* são ótimas, decretando o final do processo iterativo da PDDE.

A Figura 2.9 ilustra a última simulação *forward*, em que estão indicados as variáveis primais ótimas definidas por essa metodologia, bem como os custos associados a cada estágio do horizonte de estudo.

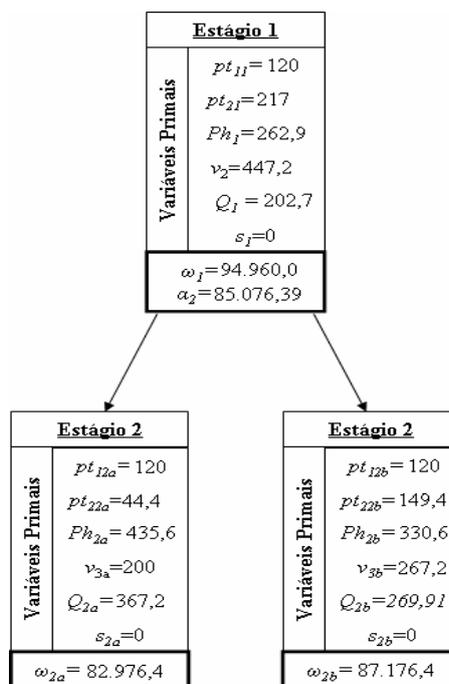


Figura 2.9 – Última simulação *forward*.

De acordo com o estabelecido anteriormente, a PDDE aproxima a FCF a cada iteração por uma função linear por partes. Nesse contexto, são inseridos no problema de primeiro estágio restrições ao longo do processo de modo a aproximar analiticamente a FCF do restante do horizonte de planejamento. Assim, o problema de primeiro estágio tem a seguinte estrutura na última iteração:

$$\begin{aligned}
 \omega_1 &= \min 10pt_{11} + 40pt_{21} + \alpha_2 \\
 \text{sujeito a:} \\
 pt_{11} + pt_{21} + Ph_1 &= 600 \\
 v_2 + Q_1 + s_1 &= 650 \\
 Ph_1 - 1,3Q_1 &\leq 0 \\
 Ph_1 - 1,05Q_1 &\leq 50 \\
 Ph_1 - 0,65Q_1 &\leq 210 \\
 \alpha_2 + 100v_2 &\geq 113.400 \\
 \alpha_2 + 30v_2 &\geq 97.500 \\
 \alpha_2 + 52v_2 &\geq 107.160 \\
 \alpha_2 + 42v_2 &\geq 103.860 \\
 pt_{11} \leq 120, v_2 \leq 2000, Q_1 \leq 600, Ph_1 \leq 600
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

Nota-se que quatro aproximações lineares da FCF foram construídas ao longo do processo iterativo, determinando o incremento do tamanho do problema de primeiro estágio. Tal fato que pode provocar prejuízos computacionais a essa metodologia quando o número de aproximações torna-se maior.

A presença de muitos estágios pode fazer com que a aproximação da função custo futuro seja mais complicada. Isso se deve ao aumento exponencial do número de cenários com o acréscimo do número de estágios de tempo e de reservatórios. Tal fato pode ser destacado como uma desvantagem dessa metodologia.

Ademais, pode-se ressaltar que as soluções primais resultantes da resolução do problema de PL sem decomposição e da PDDE são degeneradas. De outra forma, as soluções dessas metodologias podem definir estratégias de operação diferentes para uma mesma solução ótima.

2.3.3 Relaxação Lagrangeana

Conforme citado anteriormente, a RL, assim com a PDDE, tem por objetivo principal dividir o problema original em subproblemas menores com características similares. No entanto, essa metodologia pertence à classe dos métodos duais de otimização.

A idéia principal consiste em dualizar as restrições, isto é, acrescentá-las à função objetivo por meio de um vetor de multiplicadores. Assim como descrito para a PDDE, essa metodologia também faz uso de duas etapas: a primeira, corresponde à resolução dos subproblemas locais, e a segunda, a etapa de atualização dos multiplicadores, ou maximização da função dual. Nesse sentido, três métodos são os mais comumente utilizados: Subgradiente (FERREIRA *et al.*, 1989; LUH *et al.*, 1998), Planos Cortantes (WOLSEY, 2000) e Feixes (LEMARÉCHAL *et al.*, 1996, LUH *et al.*, 1998; BACAUD *et al.*, 2001; BELLONI *et al.*, 2003).

O método do subgradiente apresenta um desempenho inferior frente aos demais citados acima (LUH *et al.*, 1998). Tal fato pode ser associado à imprecisão no seu critério de parada, bem como às heurísticas peculiares desse método⁸.

O método dos Planos Cortantes possui desempenho intermediário entre os métodos do Subgradiente e de Feixes. Esse método constrói aproximações lineares, semelhantes ao caso da PDDE, para cada ponto da função dual ao longo do processo iterativo. A atualização dos multiplicadores resulta de um problema de PL, que aproxima a função dual. Em geral, pode apresentar problemas de instabilidade numérica, assim como a PDDE, ao longo do processo iterativo, decorrente da acumulação das aproximações lineares.

O método de Feixes representa o estado da arte para a otimização de funções não-diferenciáveis (LEMARÉCHAL *et al.*, 1996, LUH *et al.*, 1998). É considerado um método mais estável que os demais, pois garante que a cada iteração um ponto mais próximo do máximo da função será alcançado. No entanto, trata-se de um método mais complexo que os demais, pois é necessário resolver problemas de Programação Quadrática – PQ em cada iteração dual.

⁸ Dificuldade de definir regras para o tamanho de passo ideal que atualize o vetor de multiplicadores.

O exemplo utilizado nessa seção faz uso de método dos Planos Cortantes (WOSLEY, 2000). Este trabalho, no entanto, utiliza o método de Feixes, como detalhado no capítulo seguinte.

No tocante à dualização das restrições de acoplamento do problema, existem diferentes métodos na literatura, cada um gerando um específico problema dual. Neste trabalho foram utilizadas variáveis artificiais de volume, conforme apresentado abaixo.

$$f = \min 10pt_{11} + 40pt_{21} + \frac{1}{2}(10pt_{12a} + 40pt_{22a} + 10pt_{12b} + 40pt_{22b}) + \alpha \quad (2.18)$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} pt_{11} + pt_{21} + Ph_1 &= 600 \\ v_2 + Q_1 + s_1 &= 650 \\ Ph_1 - 1,3Q_1 &\leq 0 \\ Ph_1 - 1,05Q_1 &\leq 50 \\ Ph_1 - 0,65Q_1 &\leq 210 \\ pt_{11} \leq 120, v_2 \leq 2000, Q_1 &\leq 600, Ph_1 \leq 600 \end{aligned} \quad (2.19)$$

$$\begin{aligned} pt_{12a} + pt_{22a} + Ph_{1a} &= 600 \\ v_{3a} + Q_{2a} + s_{2a} - v_{2a} &= 120 \\ Ph_{2a} - 1,3Q_{2a} &\leq 0 \\ Ph_{2a} - 1,05Q_{2a} &\leq 50 \\ Ph_{2a} - 0,65Q_{2a} &\leq 210 \\ \alpha_a + 100v_{3a} &\geq 100.000 \\ \alpha_a + 30v_{3a} &\geq 86.000 \\ \alpha_a + 5v_{3a} &\geq 76.000 \\ pt_{12a} \leq 120, v_{3a} \leq 2000, Q_2 &\leq 600, v_{2a} \leq 2000, Ph_{2a} \leq 600 \end{aligned} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} pt_{12b} + pt_{22b} + Ph_{1b} &= 600 \\ v_{3b} + Q_{2b} + s_{2b} - v_{2b} &= 20 \\ Ph_{2b} - 1,3Q_{2b} &\leq 0 \\ Ph_{2b} - 1,05Q_{2b} &\leq 50 \\ Ph_{2b} - 0,65Q_{2b} &\leq 210 \\ \alpha_b + 100v_{3b} &\geq 100.000 \\ \alpha_b + 30v_{3b} &\geq 86.000 \\ \alpha_b + 5v_{3b} &\geq 76.000 \\ pt_{12b} \leq 120, v_{3b} \leq 2000, Q_{2b} &\leq 600, v_{2b} \leq 2000, Ph_{2b} \leq 600 \end{aligned} \quad (2.21)$$

$$\begin{aligned} v_2 &= v_{2a} \\ v_2 &= v_{2b} \end{aligned} \tag{2.22}$$

Na formulação (2.18)-(2.22), foram introduzidas ao problema as restrições (2.22) por meio de variáveis artificiais. Essas variáveis têm por objetivo quebrar o acoplamento temporal entre as restrições do problema substituindo nas restrições de balanço hidráulico, (2.20) e (2.21), o volume v_2 . Conseqüentemente essas restrições podem ser dualizadas, resultando no seguinte problema dual:

$$\max_{\lambda_a, \lambda_b \in \mathfrak{R}} \Theta(\lambda_a, \lambda_b) = \min f + \lambda_a (v_2 - v_{2a}) + \lambda_b (v_2 - v_{2b}) \tag{2.23}$$

sujeito a: (2.19), (2.20) e (2.21),

em que λ_a e λ_b são os multiplicadores associados às restrições artificiais dualizadas.

O problema dual, por sua vez, resulta em três subproblemas locais, referentes a cada cenário afluente, cuja estrutura pode ser visualizada abaixo.

$$\varphi_1 = \min 10pt_{11} + 40pt_{21} + (\lambda_a + \lambda_b)v_2 \tag{2.24}$$

sujeito a: (2.19).

$$\varphi_{2a} = \min 5pt_{12a} + 20pt_{22a} + \alpha_a - \lambda_a v_{2a} \tag{2.25}$$

sujeito a: (2.20).

$$\omega_{2b} = \min 5pt_{12b} + 20pt_{22b} + \alpha_b - \lambda_b v_{2b} \tag{2.26}$$

sujeito a: (2.21).

O processo iterativo da RL inicia resolvendo cada um dos subproblemas locais, (2.24), (2.25) e (2.26), para um dado vetor de multiplicadores iniciais⁹, como ilustrado abaixo. Note que agora não existem decisões seqüenciais no processo iterativo, conforme é feito na PDDE.

⁹ Nesse exemplo, é considerado um vetor nulo de multiplicadores iniciais.

Estágio 1	
$pt_{11}=0$	
$pt_{21}=0$	
$Ph_1 = 600$	
$v_2 = 25,35$	
$Q_1 = 600$	
$s_1 = 24,25$	
$\varphi_{2a} = 0$	

Estágio 2a	Estágio 2b
$pt_{12a} = 0$	$pt_{12b} = 0$
$pt_{22a} = 0$	$pt_{22b} = 0$
$Ph_{2a} = 600$	$Ph_{2b} = 600$
$v_{3a} = 1520$	$v_{3b} = 1420$
$Q_{2a} = 600$	$Q_{2b} = 600$
$s_{2a} = 0$	$s_{2b} = 0$
$v_{2a} = 2000$	$v_{2b} = 2000$
$\alpha_a = 68400$	$\alpha_b = 68900$
$\varphi_{2a} = 34.200$	$\varphi_{2b} = 34.500$

Figura 2.10 – Solução dos subproblemas locais (primeira iteração).

De posse desses resultados, é possível calcular o subgradiente para a primeira iteração, o qual é a informação de subida para maximizar a função dual. O modo como é calculado o subgradiente, bem como seu valor para a primeira iteração, estão indicados abaixo.

$$Sg = \begin{bmatrix} v_2 - v_{2a} \\ v_2 - v_{2b} \end{bmatrix} \Rightarrow Sg = \begin{bmatrix} -1974,66 \\ -1974,66 \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Nesse sentido, o passo seguinte consiste em maximizar a função dual do problema. Para tanto, o método dos Planos Cortantes faz uso de um problema de PL, utilizado a cada iteração, de modo a construir o modelo aproximado para a função dual. A formulação seguinte ilustra o problema dual segundo o método dos Planos Cortantes.

$$\begin{aligned} & \max \theta^{PL} \\ & \text{sujeito a:} \\ & \theta^{PL} - [Sg^{(int)}] \bar{\lambda} \leq \theta^{(int)} - [Sg^{(int)}] \bar{\lambda} \\ & L_{\min} \leq \bar{\lambda} \leq L_{\max} \end{aligned} \quad (2.28)$$

em que:

int indica ao número de iterações;

θ^{PL} é a função dual aproximada do problema;

θ^{int} é o valor da função dual na int -ésima iteração. Esse valor é calculado pela soma de φ_1 , φ_{2a} e φ_{2b} .

$Sg^{(int)}$ é o subgradiente referente à int -ésima iteração;

$\bar{\lambda}$ é o vetor de multiplicadores do problema;

L_{max} é o limite superior preestabelecido para os multiplicadores;

L_{min} é o limite inferior preestabelecido para os multiplicadores.

No problema proposto, os limites das variáveis duais, L_{min} e L_{max} , são iguais a -25 e 25, respectivamente. Assim, o problema dual a ser resolvido para a primeira iteração é dado por:

$$\max \theta^{PL}$$

sujeito a:

$$\theta^{PL} + 1974,66\lambda_a + 1974,66\lambda_b \leq 68650 \quad (2.29)$$

$$-25 \leq \lambda_a \leq 25$$

$$-25 \leq \lambda_b \leq 25$$

A solução de (2.29) é $\theta^{PL} = 167.383,17$ e $\bar{\lambda} = [-25 \quad -25]^t$. Desse modo, a diferença entre $\theta^{(1)}$, 68.650, e θ^{PL} ainda é muito grande. A observância desse resultado implica a necessidade de continuar o processo iterativo, até que um valor aceitável dessa diferença seja estabelecido. A Figura 2.11 demonstra as soluções dos subproblemas locais obtidas com o uso dos novos multiplicadores resultante do Problema (2.29), $\bar{\lambda} = [-25 \quad -25]^t$.

Estágio 1	
$pt_{11} = 120$	
$pt_{21} = 220$	
$Ph_1 = 260$	
$v_2 = 450$	
$Q_1 = 220$	
$s_1 = 0$	
$\varphi_{2a} = -12.500$	

Estágio 2a	Estágio 2b
$pt_{12a} = 120$	$pt_{12b} = 120$
$pt_{22a} = 220$	$pt_{22b} = 220$
$Ph_{2a} = 260$	$Ph_{2b} = 260$
$v_{3a} = 200$	$v_{3b} = 200$
$Q_{2a} = 200$	$Q_{2b} = 200$
$s_{2a} = 0$	$s_{2b} = 0$
$v_{2a} = 280$	$v_{2b} = 380$
$\alpha_a = 80000$	$\alpha_b = 80000$
$\varphi_{2a} = 52.000$	$\varphi_{2b} = 54.500$

Figura 2.11 - Solução dos subproblemas locais (segunda iteração).

De acordo com o estabelecido, o valor de função dual, $\theta^{(2)}$, é igual a 94.000,0. Adicionalmente, o vetor de subgradientes para a segunda iteração é dado por:

$$Sg = \begin{bmatrix} v_2 - v_{2a} \\ v_2 - v_{2a} \end{bmatrix} \Rightarrow Sg = \begin{bmatrix} 170 \\ 70 \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

O próximo passo consiste em estabelecer novos multiplicadores de Lagrange. Para tanto, deve-se inserir ao Problema (2.29) uma nova restrição com os valores dos multiplicadores, subgradientes e valor da função dual atualizados. É interessante ressaltar que as restrições calculadas ao longo do processo iterativo são mantidas objetivando aproximar analiticamente a função dual. O problema de PL resultante desse processo pode ser visualizado abaixo.

$$\begin{aligned} & \max \theta^{PL} \\ & \text{sujeito a:} \\ & \theta^{PL} + 1974,66\lambda_a + 1974,66\lambda_b \leq 68.650 \\ & \theta^{PL} - 170\lambda_a - 70\lambda_b \leq 100.000 \\ & -25 \leq \lambda_a \leq 25 \\ & -25 \leq \lambda_b \leq 25 \end{aligned} \quad (2.31)$$

O Problema (2.31) tem como solução $\theta^{PL} = 99.816,82$ e $\bar{\lambda} = [9,21 \ -25]^t$. Portanto, a diferença entre $\theta^{(2)}$ e θ^{PL} ainda está longe de um valor aceitável (conforme destacado para a PDDE, esse valor deve ser próximo de zero). Nesse sentido, deve-se efetuar uma nova simulação com os valores atualizados dos multiplicadores.

A Tabela 2.2 mostra o comportamento de algumas variáveis do problema durante todo o processo iterativo.

Tabela 2.2 – Processo iterativo do problema proposto.

Iteração	λ	Sg	$\theta^{(iter)}$	θ^{PL}	Erro Relativo
1	$[-25 \ -25]^t$	$[-1974,6 \ -1974,6]^t$	68.650,0	167.383,17	58,9%
2	$[9,21 \ -25]^t$	$[170 \ 70]^t$	94.000,0	99.816,82	5,8%
3	$[-9,53 \ -5,33]^t$	$[-1765,38 \ -147,38]^t$	67.763,7	98.005,98	30,85%
4	$[-12,41 \ -25]^t$	$[-460,7 \ -650,7]^t$	83.783,2	96.139,5	12,85%
5	$[-20,0 \ -17,4]^t$	$[-445,3 \ -130,0]^t$	92.979,28	95.378,71	2,51%
6	$[-17,8 \ -24,2]^t$	$[-230 \ -330]^t$	93.544,57	95.278,52	1,81%
7	$[-21 \ -21]^t$	$[-85,88 \ 14,12]^t$	94.641,48	94.960,0	0,33%
8	$[-21 \ -21]^t$	$[13,64 \ -59,8]^t$	94.960,0	94.960,0	0,0%

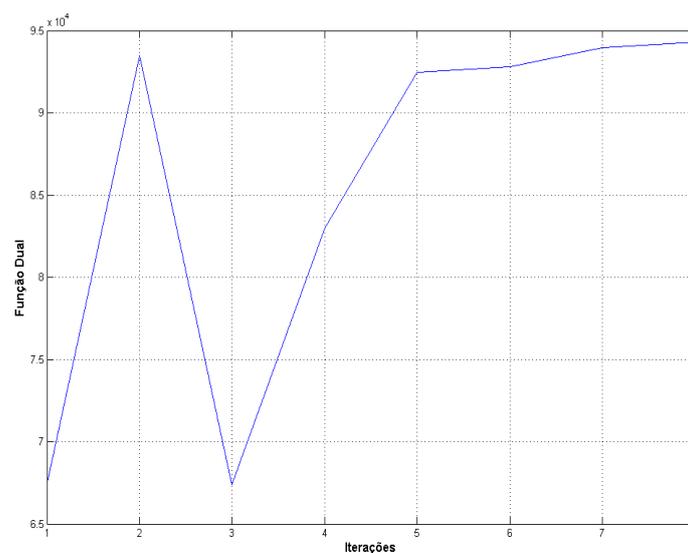


Figura 2.12 – Comportamento da Função Dual.

A Figura 2.12 ilustra o comportamento da função dual do problema até atingir a convergência do problema, $\theta = 94.960,0$.

O problema de PL, que representa a função dual aproximada, tem a seguinte estrutura na última iteração:

$$\begin{aligned}
 & \max \theta^{PL} \\
 & \text{sujeito a:} \\
 & \theta^{PL} + 1974,65\lambda_a + 1974,65\lambda_b \leq 68.650 \\
 & \theta^{PL} - 170\lambda_a - 70\lambda_b \leq 100.000 \\
 & \theta^{PL} + 1765,38\lambda_a + 147,38\lambda_b \leq 80.400 \\
 & \theta^{PL} + 460,77\lambda_a + 560,77\lambda_b \leq 76.400 \\
 & \theta^{PL} + 445,38\lambda_a + 130\lambda_b \leq 84.200 \\
 & \theta^{PL} + 230\lambda_a + 330\lambda_b \leq 83.200 \\
 & \theta^{PL} + 85,88\lambda_a - 14,12\lambda_b \leq 93.452,9 \\
 & \theta^{PL} - 13,64\lambda_a + 59,81\lambda_b \leq 93.990,25 \\
 & -25 \leq \lambda_a \leq 25 \\
 & -25 \leq \lambda_b \leq 25
 \end{aligned} \tag{2.32}$$

De acordo com a Tabela 2.2, nota-se que o erro relativo entre θ e θ^{PL} , para a última iteração, é nulo, garantindo a maximização da função dual e, conseqüentemente, a convergência do processo. A solução da última iteração pode ser visualizada na Figura 2.13.

Estágio 1	
$pt_{11} = 120$	
$pt_{21} = 160,8$	
$Ph_1 = 319,2$	
$v_2 = 393,6$	
$Q_1 = 256,3$	
$s_1 = 0$	
$\varphi_{2a} = -8.900$	

Estágio 2a	Estágio 2b
$pt_{12a} = 120$	$pt_{12b} = 120$
$pt_{22a} = 114,9$	$pt_{22b} = 142,8$
$Ph_{2a} = 365$	$Ph_{2b} = 337,1$
$v_{3a} = 200$	$v_{3b} = 200$
$Q_{2a} = 300$	$Q_{2b} = 273,46$
$s_{2a} = 0$	$s_{2b} = 0$
$v_{2a} = 380$	$v_{2b} = 453,46$
$\alpha_a = 80000$	$\alpha_b = 80000$
$\varphi_{2a} = 50.880$	$\varphi_{2b} = 52.980$

Figura 2.13 – Solução dos subproblemas locais (última iteração).

Essa metodologia, assim como as demais, convergiu para ao mesmo valor ótimo da função objetivo. No entanto, a RL requisitou um maior número de iterações quando comparado com a PDDE. Isso pode ser destacado como uma desvantagem desse método de decomposição. Ademais, pôde-se observar que o método dos Planos Cortantes é um método instável de otimização, uma vez que no processo de maximização da função dual foi marcado pelo ‘bang-bang’ no valor da função dual. A solução desse problema pode também tornar-se mais complicada com o aumento do número de iterações, dado o incremento do tamanho do problema dual. No tocante às soluções primais, nota-se que, similar à PDDE, as soluções são degeneradas.

2.4 CONCLUSÕES

Neste capítulo, objetivou-se apresentar detalhes sobre a modelagem do problema do planejamento da operação energética de curto prazo. Para tanto, foram abordadas as características sobre a modelagem da FPH aplicada a essa etapa, somada aos ajustes necessários à FCF utilizada na etapa de curto prazo, calculada na etapa de médio prazo.

A modelagem matemática do problema de PL referente ao estudo proposto neste trabalho foi apresentada. Destacam-se algumas simplificações quanto ao modelo, uma vez que o problema proposto na seção seguinte modela os intercâmbios de energia entre os submercados, considera o acoplamento espacial entre as usinas hidrelétricas localizadas em uma mesma cascata, e, ainda, aproxima a FPH por uma função linear por partes em função do volume armazenado no reservatório, vazão turbina e vertida.

As metodologias de decomposição aplicadas nesse trabalho foram introduzidas com apoio de um exemplo numérico simples. As peculiaridades associadas a cada um dos métodos puderam ser exploradas, destacando algumas vantagens e desvantagens das mesmas.

A aplicação, para um sistema hidrotérmico realista, das três metodologias propostas é destacada no próximo capítulo.

Capítulo 3

Análise Comparativa dos Métodos de Solução

3.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem por objetivo principal descrever os resultados computacionais referentes ao problema do planejamento da operação energética de curto prazo. Conforme visto, esse problema é um modelo de otimização de natureza linear, estocástico e de grande porte. Para tanto, as metodologias apresentadas no capítulo anterior são aplicadas no intuito de decompor o problema original em subproblemas menores e mais simples de serem resolvidos, ressaltando as peculiaridades associadas ao problema proposto. Ademais, resultados obtidos mediante a resolução de um único problema de Programação Linear – PL são apresentados.

Inicialmente, o sistema hidrotérmico utilizado neste trabalho é descrito sucintamente, visando, contudo, enfatizar as características mais relevantes para análise dos resultados. Informações adicionais podem ser encontradas no Apêndice B. Na seqüência, os resultados referentes à aplicação das estratégias citadas são apresentados e analisados.

3.2 CARACTERÍSTICAS GERAIS DO SISTEMA HIDROTÉRMICO

Esta seção objetiva apresentar as características gerais do sistema hidrotérmico. As seguintes características operativas estão incorporadas ao sistema teste: diversos cenários de afluências, limites de intercâmbios entre subsistemas, acoplamento com o modelo de médio prazo, representação do déficit, reservatórios acoplados hidráulicamente e a representação da função de produção das usinas hidrelétricas - FPH como uma função linear por partes.

O sistema estudado possui 20 usinas termelétricas e 21 usinas hidrelétricas, resultando em uma capacidade total de 57.085,98 MW. Isso corresponde a aproximadamente 60% da capacidade instalada no Brasil atualmente. Os demais dados utilizados no estudo são do Programa Mensal da Operação - PMO, disponibilizado pelo Operador Nacional do Sistema - ONS, correspondente ao mês de julho de 2006 (ONS, 2006b). É importante destacar que alguns dados são ajustados levando em consideração a proporcionalidade entre a capacidade de geração instalada no Sistema Interligado Nacional – SIN e na configuração proposta¹⁰.

3.2.1 Configuração Hidrelétrica

A configuração hidrelétrica utilizada neste trabalho pode ser visualizada na Figura 3.1. A configuração tem potência máxima nominal de 47.492,2 MW. Em termos percentuais, corresponde a mais de 67% da capacidade hidrelétrica existente no sistema brasileiro. Na figura, os indicadores SE, SU, NE e NO, representam os subsistemas Sudeste, Sul, Nordeste e Norte, respectivamente. A Tabela 3.1 mostra a capacidade instalada total em cada um desses subsistemas.

Na configuração proposta, leva-se em consideração o tempo de viagem de 15 dias entre as usinas de Três Marias e Sobradinho, localizadas nos subsistemas Sudeste e Nordeste, respectivamente.

¹⁰ Demanda do sistema, Intercâmbios e FCF advinda do médio prazo.

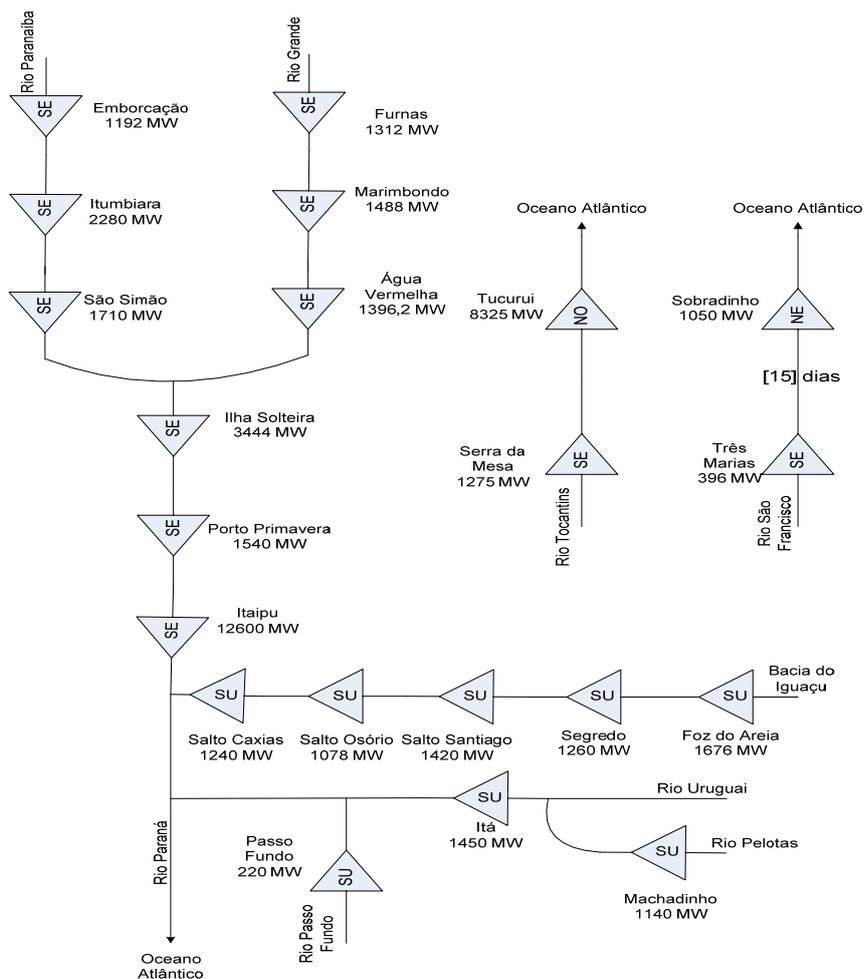


Figura 3.1 - Configuração Hidrelétrica.

Tabela 3.1 – Geração Hidrelétrica por subsistema.

Subsistemas	Usinas	Potência Máxima (MW)	% em relação a capacidade total
Sul	8	9.484,0	20,0
Sudeste	11	28.633,2	60,3
Nordeste	1	1.050,0	2,2
Norte	1	8.325,0	17,5

No tocante às características operativas das usinas, o Apêndice B detalha todas as informações adicionais utilizadas neste trabalho. Todavia, os volumes iniciais dos reservatórios estão apresentados na Tabela 3.2 em função percentual do volume útil máximo de cada reservatório. Esses valores também foram retirados do PMO de julho de 2006.

Tabela 3.2 - Volumes Iniciais em % VU máximo.

Usinas	Volume Útil (Hm ³)	Volumes Iniciais (%VU)
Foz Areia	3805	24
Itá	0	0
Machadinho	1057	78
Passo Fundo	1404	47
Salto Caxias	0	0
Salto Osório	0	0
Salto Santiago	4113	12
Segredo	388	23
Água Vermelha	5169	40
Emborcação	13056	87
Furnas	17217	80
Ilha Solteira	12828	65
Itumbiara	12454	80
Marimbondo	4997	56
São Simão	5540	93
Serra da Mesa	43250	51
Três Marias	15278	86
Porto Primavera	5600	0
Sobradinho	28669	75
Tucuruí	32013	82
Itaipu	800	0

Vale destacar que as usinas de Itá, Salto Caxias e Salto Osório são usinas que não possibilitam o armazenamento de energia em seus reservatórios, portanto, operam a fio d'água.

Ainda com relação à operação das usinas hidrelétricas, esse trabalho propõe uma função de produção linear por partes dependente do volume armazenado nos reservatórios, da vazão turbinada e, em alguns casos, da vazão vertida para cada uma das usinas integrantes do sistema teste. Em geral, as aproximações lineares são resultantes de cinco diferentes pontos do domínio da função, respeitando os limites operativos de cada usina. Tal processo gera um conjunto de restrições que representam a envoltória côncava tangente à FPH em cada um dos pontos, conforme exposto na Seção 2.2.1.

3.2.2 Configuração Termelétrica

A configuração termelétrica utilizada neste trabalho é composta de 20 usinas, distribuídas entre os subsistemas Nordeste, Sudeste e Sul, conforme ilustra a Figura 3.2. Sua potência nominal é de 9.593,1 MW. Esse valor equivale a 42% da capacidade termelétrica instalada no SIN. Na figura estão destacados ainda os valores de capacidade máxima e de custos incrementais de operação. Neste trabalho não foram representadas

declarações de inflexibilidades, restrições de geração por razões elétricas, e as taxas de indisponibilidade forçada e programada foram fixadas em zero.

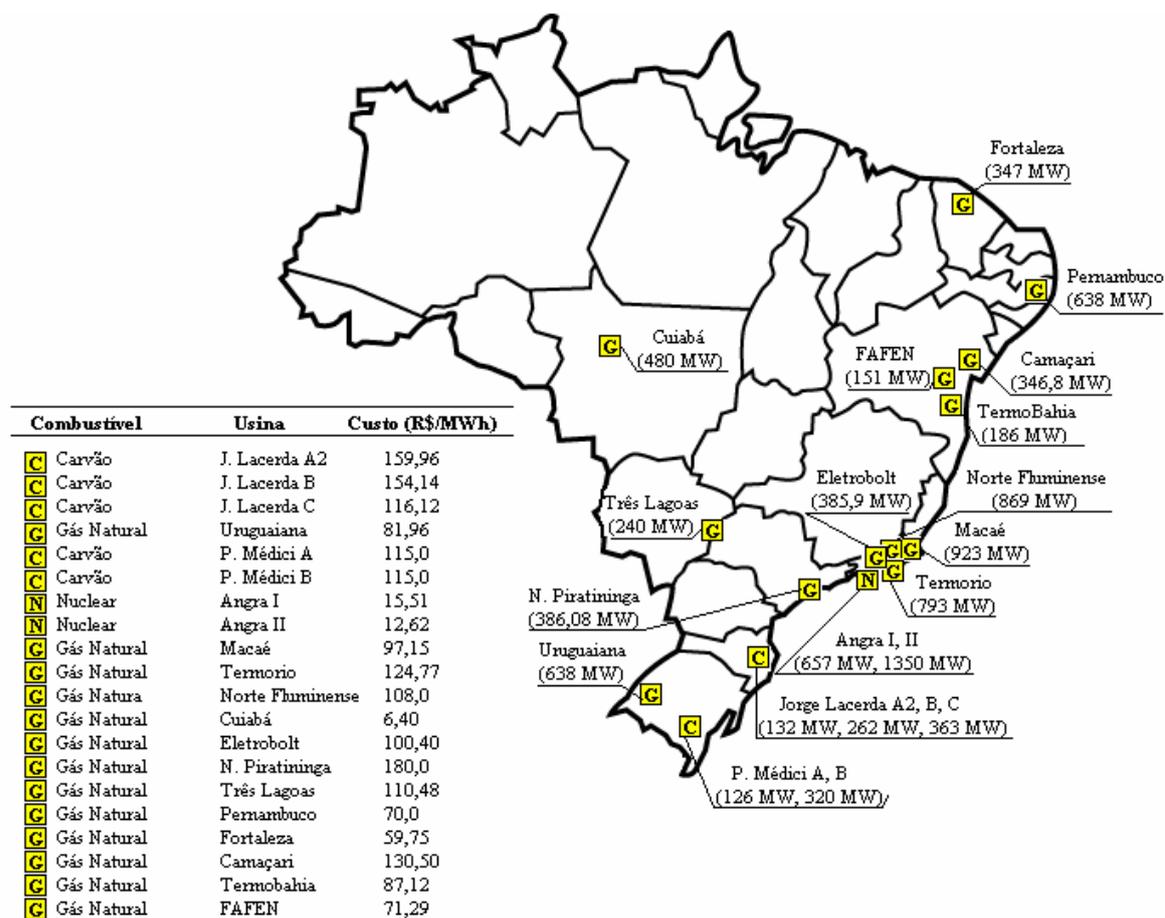


Figura 3.2 – Configuração Termelétrica.

De acordo com a figura acima, nota-se que as usinas têm capacidades superiores a 100 MW e, somadas, representam 20% da capacidade de geração do sistema teste. A Tabela 3.3 apresenta a capacidade total de geração termelétrica instalada por subsistema.

Tabela 3.3 – Características do Sistema Termelétrico.

Subsistemas	Usinas	Potência Máxima (MW)	% em relação a capacidade total
Sul	6	1.841,0	19,2
Sudeste	9	6.083,3	63,4
Nordeste	5	1.668,8	17,4
Norte	0	0,0	0,0

Neste trabalho, o déficit de energia foi representado por meio de usina térmica fictícia de capacidade infinita e com um custo de operação quatro vezes mais caro em relação ao custo de operação da usina mais cara do sistema teste, ou seja, 720 R\$/MWh.

3.2.3 Cenários de Afluências

A estocasticidade das vazões incrementais afluentes é representada por cenários de vazões afluentes, semanais e mensais, aos reservatórios do sistema. Portanto, pode haver diversas possibilidades de afluências para um mesmo estágio t . Cada um desses possíveis cenários pode ser representado por um ramo de uma estrutura em árvore, como ilustrado na Figura 3.3.

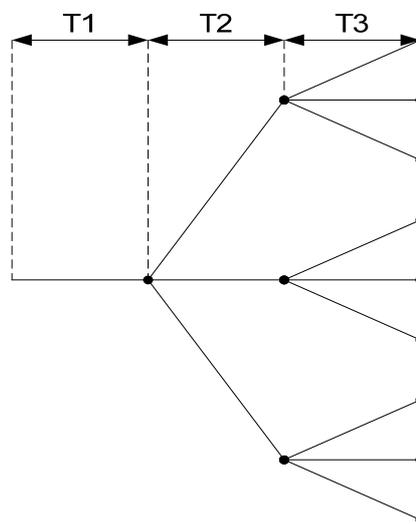


Figura 3.3 – Estrutura em árvore.

As afluências semanais incrementais utilizadas neste trabalho foram retiradas dos PMOs¹¹. No tocante às afluências mensais, um histórico de vazões naturais afluentes de todas as usinas do sistema está disponível no site do ONS. Os dados afluentes mensais foram selecionados aleatoriamente. Detalhes sobre esses dados podem ser obtidos no Apêndice B.

3.2.4 Representação da Carga

Diferentemente do procedimento efetuado no PMO, no qual a carga é representada por uma curva de demanda com três patamares ao longo de cada estágio t , este trabalho

¹¹ Foram utilizados os PMOs de junho e julho de 2006 (ONS, 2006).

considera a carga com um patamar único (demanda constante) durante todo o horizonte de otimização, para os diferentes casos estudados, conforme comentado no Capítulo 2. A Tabela 3.4 mostra os valores das demandas por subsistema.

Tabela 3.4 – Demanda por Subsistema.

Subsistema	Demanda	
	MW	%
Sul	6.528,80	17,3
Sudeste	26.004,83	69,1
Nordeste	1.481,35	3,9
Norte	3.630,01	9,6

O valor total da demanda equivale a aproximadamente 66% da capacidade de geração instalada no sistema teste.

3.2.5 Intercâmbios

Os limites de intercâmbio de energia entre os diversos subsistemas podem ser visualizados na Figura 3.4, abaixo. Também podem ser observados na figura os sentidos positivos preestabelecidos para o intercâmbio de energia entre os subsistemas.

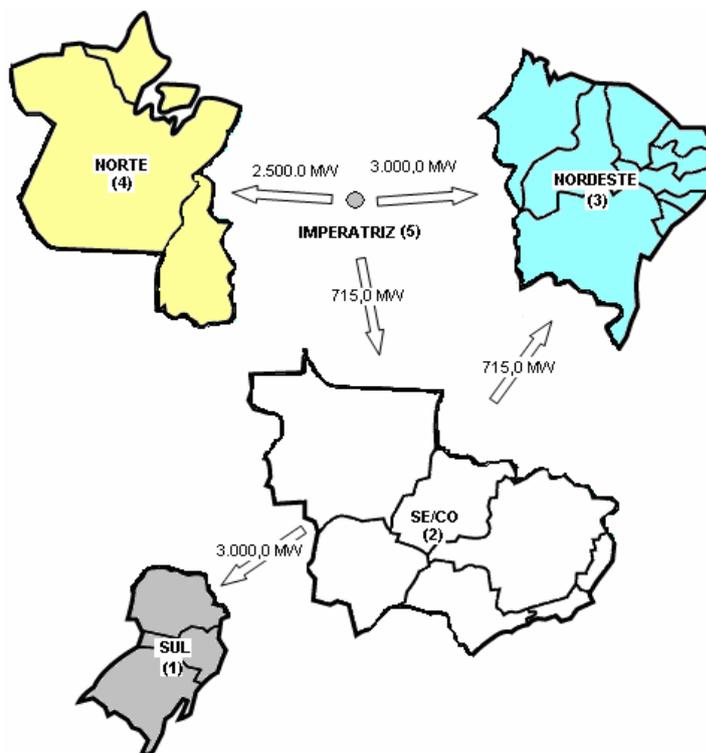


Figura 3.4 – Limites de Intercâmbio entre Subsistemas.

Conforme citado, os limites de intercâmbio entre os subsistemas foram aproximados com base no PMO do mês de julho de 2006, levando em consideração a proporção entre as capacidades instaladas do SIN e do sistema teste. Na prática, esses podem variar ao longo do tempo. Porém, neste trabalho, esses valores são mantidos constantes.

3.2.6 Acoplamento com o modelo de médio prazo

O modelo de planejamento da operação de curto prazo é acoplado ao modelo de médio prazo por uma função de custo futuro. Essa função representa o valor esperado do custo futuro de operação, permitindo assim comparar o custo de utilizar a energia armazenada nos reservatórios durante o horizonte do problema de curto prazo, ou mantê-la armazenada para uma utilização futura.

Conforme exposto no Capítulo 2, o acoplamento entre os modelos de médio e curto prazo pode ser representado por uma função linear em termos dos volumes armazenados nos reservatórios, conforme Inequação (2.3). Nesse caso, no entanto, as funções advindas no modelo de médio prazo¹², conforme Inequação (2.2), foram ajustadas no intuito de adequar os dados iniciais ao sistema teste utilizado neste projeto. Em outras palavras, os coeficientes angular e linear da Inequação (2.2)¹³, inicialmente proporcionais à capacidade instalada no SIN, foram ajustados de acordo com a capacidade instalada do sistema teste utilizado neste trabalho, mantendo a coerência entre os sistemas.

3.3 DESEMPENHO COMPUTACIONAL

Esta seção visa apresentar, de forma detalhada, os aspectos relativos à implementação dos modelos computacionais desenvolvidos a partir das metodologias descritas anteriormente. Para tanto, casos com diferentes horizontes e cenários afluentes são estudados.

O caso base possui horizonte de estudo de dois meses, com discretização semanal para o primeiro mês, em que as afluições são consideradas conhecidas, e um segundo mês

¹² As funções de custo futuro utilizadas neste trabalho foram extraídas do modelo NEWAVE. Aproximadamente 600 aproximações lineares foram consideradas para representar a FCF.

¹³ $\frac{\partial \alpha}{\partial EARM}$ e α_0 .

com duas possibilidades de afluências equiprováveis. Os demais casos (2 e 3, apresentados adiante) foram escolhidos visando, principalmente, analisar a sensibilidade dos modelos computacionais desenvolvidos quando aplicados na solução de problemas com maiores dimensões. Tal fato tem por objetivo comparar o desempenho das metodologias de otimização estocástica, PDDE e RL, com o desempenho do problema de PL sem decomposição.

Os problemas de PL, bem como os subproblemas da PDDE e RL, foram solucionados, neste trabalho, pelo pacote comercial ILOG CPLEX 7.1 (ILOG, 2001), e executados em um computador AMD Athlon64 3000+ com 1024Mb de memória RAM. A linguagem de programação utilizada foi o C++¹⁴, tendo como compilador o Compaq Visual C++ Professional Edition 6.1.0, implementada em um sistema operacional Windows XP Professional.

3.3.1 Caso 1

O Caso 1 trata-se do caso base. Conforme citado, o horizonte de estudo considerado é de dois meses, com discretização semanal apenas para o primeiro mês. A estrutura do problema está destacada na figura abaixo. Nota-se que o primeiro mês, referente às cinco semanas, é determinístico, ou seja, as afluências são consideradas conhecidas. Em contrapartida, o segundo mês possui duas possibilidades de cenários afluentes equiprováveis, representando as incertezas das afluências futuras.

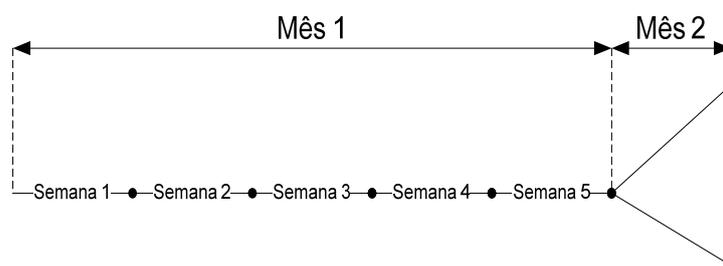


Figura 3.5 – Representação esquemática do Caso 1.

O problema de PL sem decomposição possui 805 variáveis primais e 1.629 restrições¹⁵. Por outro lado, os subproblemas de PL a serem resolvidos pelas metodologias

¹⁴ Porém, não foi utilizada a modelagem orientada a objetos.

¹⁵ São 329 restrições de igualdade e 1300 restrições de desigualdade. Dentre as restrições de desigualdade, 600 são referentes à FCF. As demais restrições de desigualdade são da FPH.

decomposição estocástica possuem, inicialmente, 134 variáveis primais e 135 restrições. Convém ressaltar que na Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) o número de restrições não se mantém fixo ao longo do processo iterativo, crescendo com o número de iterações, como destacado no Capítulo 2.

Uma análise comparativa entre as metodologias no tocante ao número de iterações, tempos computacionais e custos de operação pode ser visualizada na Tabela 3.5.

Tabela 3.5 - Análise comparativa entre as metodologias – Caso 1.

Metodologias de Solução	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	1,156s	311.841.679,0	-
PDDE	17	18,328s	312.918.000,0	0,34%
RL-FX (Feixes)	4000	1h 9min	310.920.190,0	0,30%
RL-PC (Planos Cortantes)	4000	5h 33min	310.421.000,0	0,46%

O erro relativo percentual exposto na Tabela 3.5 diz respeito à variação do valor do custo total de operação das metodologias de decomposição em relação ao valor do custo operativo resultante da resolução do problema de PL sem decomposição (solução de referência).

Antes de discutir os resultados demonstrados na tabela acima, vale destacar algumas particularidades dos modelos computacionais desenvolvidos nesse trabalho. A PDDE, por exemplo, utiliza como critério de convergência um erro relativo de 0,1% entre a soma dos custos obtidos em cada estágio e o custo total associado ao primeiro estágio, conforme apresentado no Capítulo 2. Quanto à Relaxação Lagrangeana - RL, dois dos principais métodos comumente utilizados para encontrar o máximo da função dual foram implementados: Planos Cortantes - PC e Feixes - FX. Nessa fase do estudo, o método dos Planos Cortantes, detalhado no Capítulo 2, considera como critério de convergência um erro relativo de 0,1% entre o valor de função dual e o valor da função dual aproximada, assim como na PDDE. No tocante ao método de Feixes, que apresenta características mais estáveis quando comparado com o método dos Planos Cortantes, este trabalho fez uso de uma subrotina, desenvolvida em Fortran¹⁶, chamada *N1CV2 Code* (LEMARÉCHAL *et al*,

¹⁶ Necessitou, portanto, comunicar a subrotina em Fortran, com os modelos computacionais desenvolvidos em C++.

2002). Convém ressaltar ainda que o processo iterativo referente à RL foi truncado em 4000 iterações¹⁷.

Analisando, a partir de agora, os resultados da Tabela 3.5, destaca-se o desempenho computacional obtido na resolução do problema de PL sem decomposição. Sob o ponto de vista de solução, esse modelo computacional desenvolvido apresentou os melhores resultados¹⁸. É verdade que menores custos operacionais foram obtidos com a RL; todavia, o processo de maximização da função dual não atingiu os valores ótimos, limitados pelo número de iterações ou, ainda, pelo ajuste do critério de convergência dessas metodologias.

Levando em consideração somente o tempo computacional e o número de iterações, em um comparativo entre as duas metodologias de decomposição estocástica, observa-se que a PDDE obteve um melhor desempenho em relação à RL. No tocante à essa última metodologia, é interessante destacar o comportamento da RL-PC, a qual apresenta um maior tempo computacional quando comparada com a RL-FX. Isso se deve à resolução do problema dual, que é similar à PDDE, em que as funções lineares não-diferenciáveis são aproximadas por um conjunto de funções lineares por partes no decorrer do processo iterativo. Neste sentido, o tamanho do problema dual vai crescendo como as iterações, resultando em um maior esforço computacional, conforme apresentado no Capítulo 2.

Para ilustrar os comentários acima, as Figuras 3.6, 3.7 e 3.8, a seguir, mostram a evolução das metodologias durante seus processos iterativos.

¹⁷ O limite iterativo estabelecido neste trabalho envolve algumas heurísticas associadas ao estudo de caso. No entanto, tem como objetivo principal evitar tempos computacionais elevados, sem ganhos significativos no tocante à solução da metodologia. Em outras palavras, foi observado que, em geral, o tempo computacional requerido por essa metodologia é superior ao dos demais métodos computacionais propostos, e, por conseguinte, o incremento do número de iterações está diretamente associado ao aumento do tempo computacional. Ademais, tendo em vista que a maximização da função dual sofre com as características dos subproblemas de PL resultantes da decomposição do problema original, o incremento do número de iterações não provoca melhorias significativas na qualidade da solução do problema.

¹⁸ O *solver* (CPLEX 7.1) utiliza como metodologia de solução o método dos Pontos Interiores - PI.

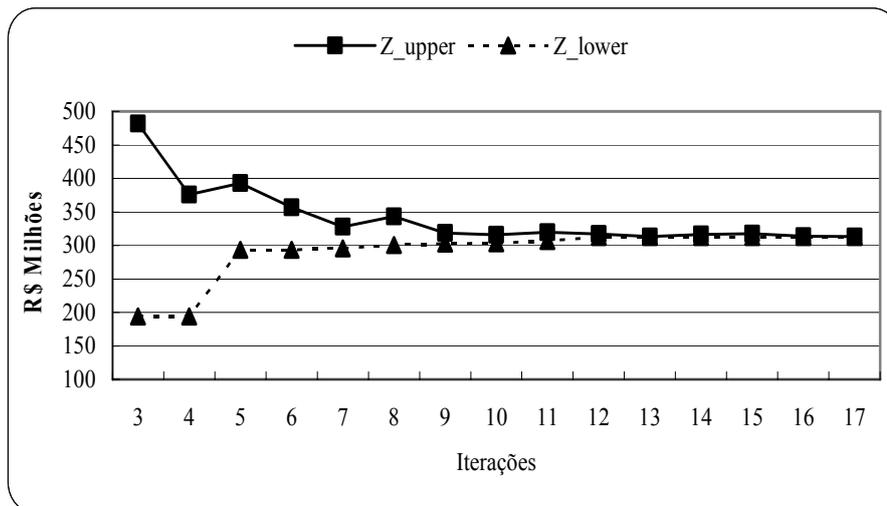


Figura 3.6 – Processo de convergência da PDDE.

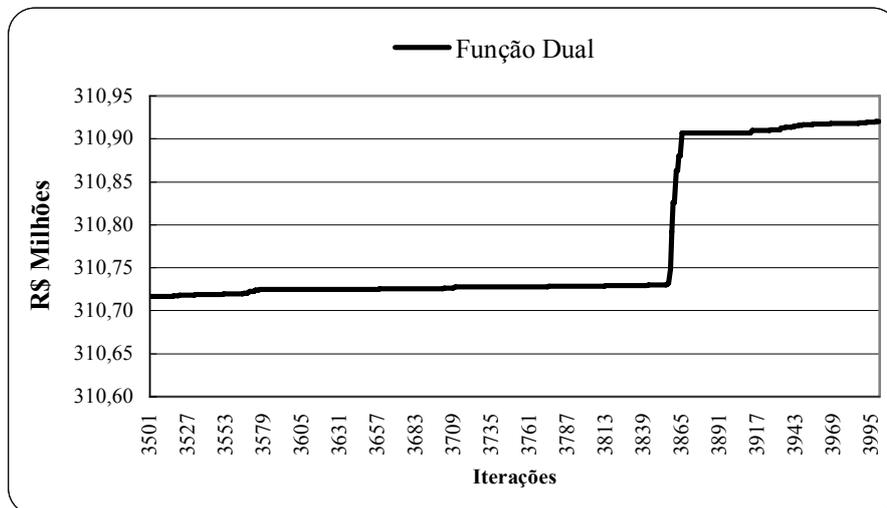


Figura 3.7 – Processo iterativo da RL-FX.

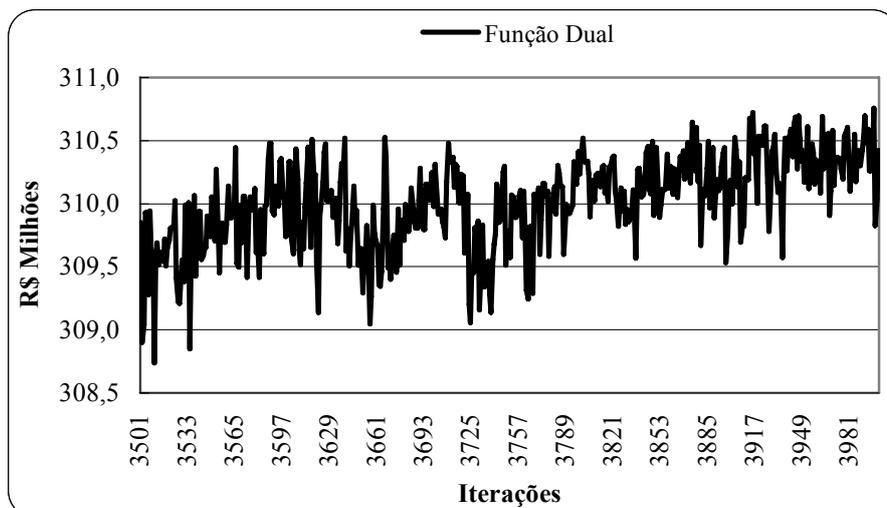


Figura 3.8 – Processo iterativo da RL-PC.

De acordo com a Figura 3.6, nota-se que em poucas iterações o erro relativo entre os limites superiores e inferiores diminui consideravelmente, o que explica o baixo tempo computacional referente à PDDE. Por outro lado, a RL-PC tem um processo de convergência mais lento, conforme pode ser observado na Figura 3.8, resultando no elevado tempo computacional apresentado na Tabela 3.5. É interessante destacar ainda o comportamento instável no processo iterativo dessa metodologia ('zig-zag'), o qual pode ser associado às características intrínsecas do método dos Planos Cortantes. A Figura 3.7, por sua vez, mostra o comportamento da função dual resultante do método dos Feixes. Deve-se observar que, embora o método dos Feixes seja considerado um método mais estável e de subida, nesse caso, entre uma iteração e outra, há pequenos ganhos no sentido de maximização da função dual. Tal fato pode ser associado aos subproblemas de PL resultantes da RL, os quais apresentam características de difícil solução, ou melhor, a função dual do problema apresenta um comportamento de difícil maximização, devido, principalmente, às não-diferenciabilidades características do mesmo (em consequência das soluções primais degeneradas).

No que se refere ao custo de operação do sistema, a PDDE apresenta um desvio superior de 0,34% em relação ao valor do PL sem decomposição. Esse valor representa R\$ 1.076.114,0¹⁹. Em contrapartida, a RL-FX, limitada pelo número de iterações, apresenta um desvio igual a 0,30% em relação à solução do PL sem decomposição, o que equivale a um custo de R\$ 921.489,0. A RL-PC, por sua vez, apresenta um desvio relativo igual a 0,46% quando também comparado com o resultado do problema de PL sem decomposição. Tal valor percentual corresponde a R\$ 1.420.679,0. Portanto, é interessante comentar que, mesmo sem ter atingido a solução ótima do problema (esbarrando no número máximo de iteração preestabelecido), o resultado obtido com a RL-FX apresenta um menor erro relativo quando comparado com a PDDE.

Cabe ressaltar que a RL possibilita ainda, a utilização de artifícios de 'partida quente'²⁰, os quais podem acelerar o processo de convergência. Nesse sentido, uma nova simulação da RL-FX, em que foi feito uso de pontos iniciais resultantes da simulação anterior (4000ª iteração da RL-FX), resultou em um custo operacional igual a R\$

¹⁹ Corresponde a aproximadamente 63% do custo associado à operação da usina de Angra I durante uma semana, por exemplo.

²⁰ Ponto dual inicial próximo da solução ótima.

311.840.420,0. Esse resultado foi obtido em um tempo computacional similar ao da simulação anterior e com 4000 iterações (demonstrando que processo ainda não convergiu). No entanto, houve uma redução considerável na magnitude do erro em relação à solução do problema de PL sem decomposição apresentada na Tabela 3.5, aproximadamente 0,000004%. Isso representa uma diferença de R\$ 1.259,0 entre o resultado da nova simulação da RL-FX e a solução do problema de PL sem decomposição (R\$ 311.841.679,0). Tal fato demonstra que parâmetros iniciais melhor ajustados podem trazer benefícios ao longo do processo iterativo dessa metodologia, sem comprometer o desempenho computacional da mesma.

Nesse contexto, uma nova simulação da RL-PC, na qual foi extrapolado o número máximo de iterações para 7000, com um critério de convergência igual a 0,01%, apresentou um resultado mais próximo da solução do problema de PL sem decomposição, R\$ 311.674.686,5²¹. Em termos percentuais, a magnitude do erro foi reduzida de 0,46% para 0,06%, e representa uma economia de R\$ 166.992,5 quando comparado com o resultado apresentado na Tabela 3.5. Entretanto, foi requerido um tempo computacional superior (três vezes) em relação à simulação anterior. Tal fato demonstra que, diferentemente da RL-FX, em que artifícios de ‘partida quente’ resultaram em pontos de operação mais próximos da solução do modelo computacional padrão (PL sem decomposição), essa metodologia não apresentou, em termos gerais, melhorias qualitativas com os ajustes do critério de convergência e número máximo de iterações.

Quanto à PDDE, uma nova simulação, em que foi considerado um critério de convergência de 0,01%, resultou em um custo de operação igual à R\$ 312.604.000,0, que representa uma diminuição de R\$ 314.000,0 em relação à simulação anterior (em que foi considerado um erro relativo de 0,1% para o critério de convergência). Em valores percentuais, isso corresponde a uma redução de 0,1%. Essa simulação requisitou duas iterações a mais em relação à simulação anterior, com um acréscimo de 5 segundos no tempo computacional. Portanto, pode-se concluir que o maior rigor atribuído ao critério de convergência desse método não resultou em ganhos significativos no tocante à qualidade da solução, embora com um desempenho computacional aceitável.

²¹ Essa nova simulação também não convergiu, esbarrando no limite máximo de iterações, 7000.

A seguir, aspectos referentes às soluções primais das metodologias serão apresentados. O foco principal consiste em analisar, de forma comparativa, a qualidade de tais soluções. Para tanto, os tópicos seguintes apresentam as metas operacionais dos diversos subsistemas, bem como os intercâmbios de energia e custos marginais de operação - CMO associados.

- VOLUMES DOS RESERVATÓRIOS

Este item destaca a variação dos volumes dos reservatórios de algumas usinas integrantes do sistema teste durante o primeiro mês do horizonte de estudo. É importante citar que, para facilitar a visualização dos resultados, esses valores estão em função percentual do volume útil dos reservatórios. Também, de acordo com a nomenclatura exposta no início do capítulo, as legendas dos gráficos da Figura 3.9 apresentam as localizações regionais de cada usina estudada.

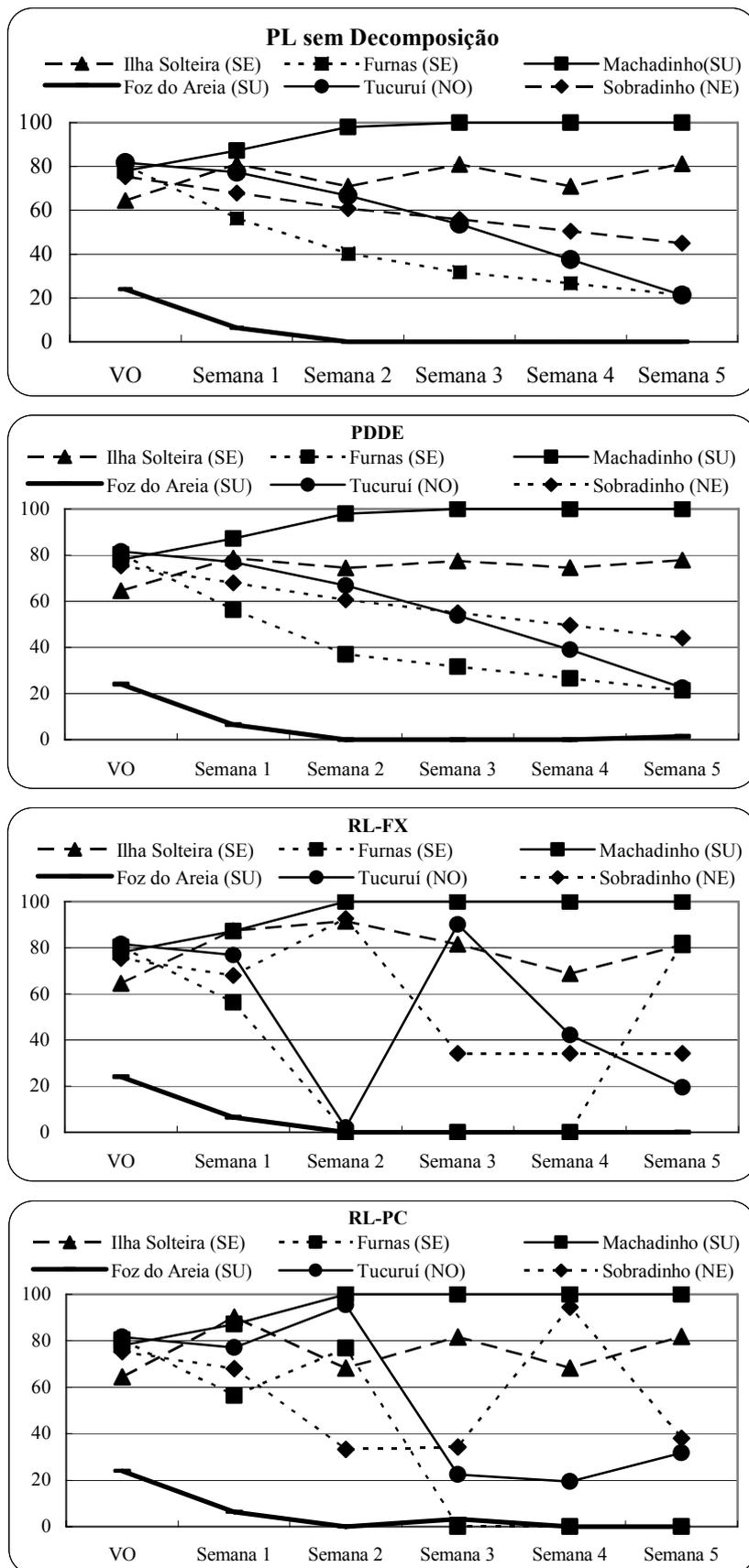


Figura 3.9 - Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.

As usinas em destaque na Figura 3.9 estão localizadas em diferentes rios brasileiros, o que possibilita observar as diferenças existentes entre os cenários hidrológicos das regiões durante o mês de julho²².

Conforme destacado no Capítulo 2, pode-se observar que, de fato, as soluções primais resultantes da RL são inviáveis. Para exemplificar, é interessante observar o comportamento das usinas de Furnas e Tucuruí, localizadas em diferentes bacias hidrográficas. Em uma semana, o volume dos reservatórios varia entre os limites máximos e mínimos de armazenamento. Tal fato pode ser considerado operacionalmente inviável, uma vez que essas usinas apresentam grandes reservatórios.

Em um comparativo entre as soluções do problema de PL sem decomposição e a PDDE, nota-se que a principal diferença está associada à usina de Ilha Solteira. Ademais, as metas estabelecidas para o uso dos reservatórios durante as cinco semanas são similares.

- GERAÇÃO HIDRELÉTRICA

Os gráficos apresentados na Figura 3.10 mostram os montantes semanais de geração hidrelétrica, em cada subsistema, definido por cada metodologia, durante as cinco semanas iniciais. Vale ressaltar que a geração está em valores percentuais relativos à capacidade instalada em cada subsistema.

²² Em geral, o mês de julho é considerado um mês úmido para a região Sul e seco para as demais regiões do país.

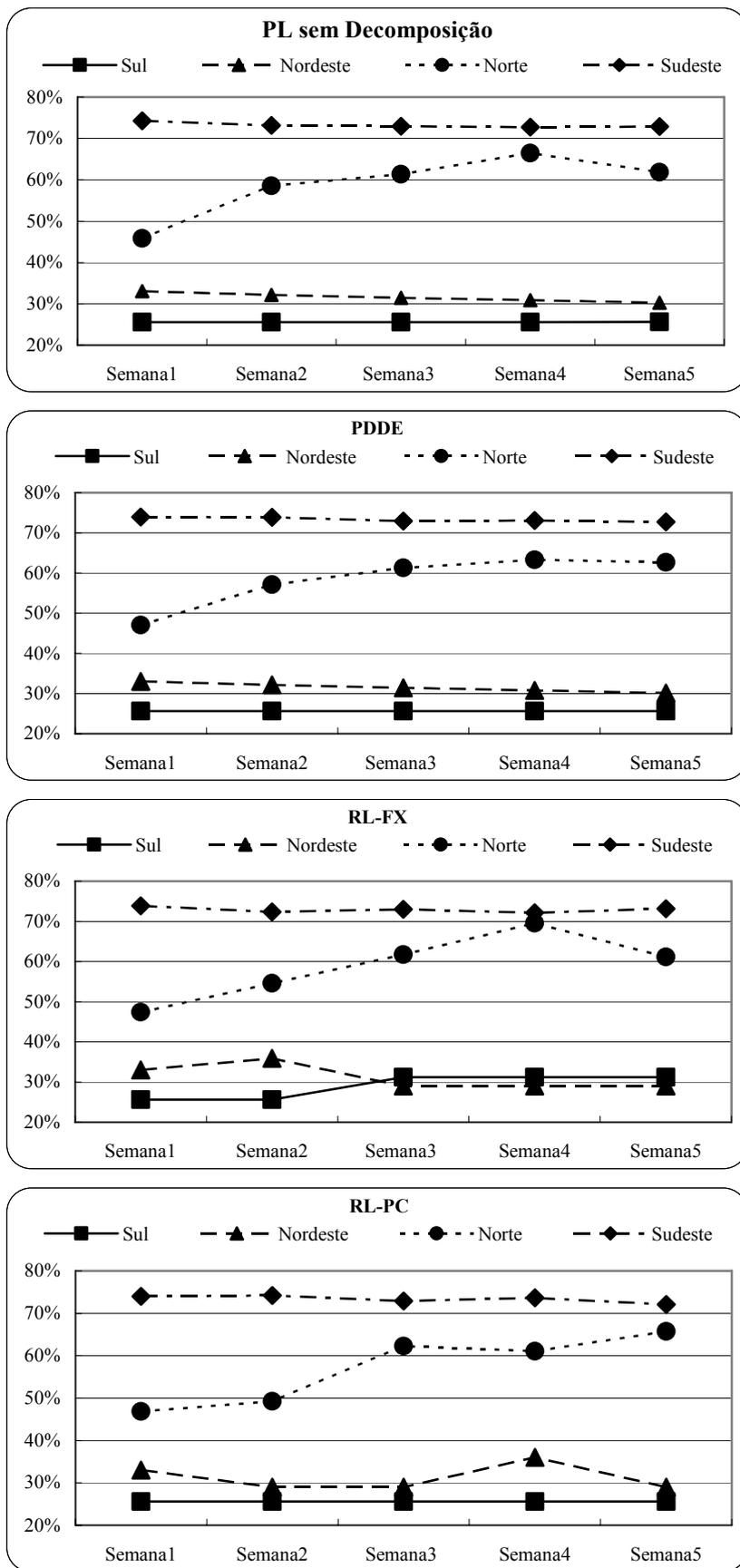


Figura 3.10–Geração hidrelétrica por subsistema.

De acordo com os gráficos acima, nota-se que todas as metodologias apresentaram resultados semelhantes, especialmente para a região Sudeste. Para as demais regiões, destaca-se a maior disparidade apresentada pela RL em relação à solução do problema de PL sem decomposição; porém não demonstrou as diferenças tão elevadas conforme visto nos volumes²³. No tocante à PDDE, a principal diferença em relação à solução do problema de PL sem decomposição pode ser associada às regiões Norte, em especial para as duas últimas semanas.

A metodologia que apresentou o maior despacho hidrelétrico ao longo de todo o horizonte estudado foi a RL-PC, aproximadamente 0,21%, quando comparado com a solução definida pelo problema de PL sem decomposição. Por outro lado, a PDDE, assim como a RL-FX, definiram estratégias que indicam uma menor utilização dos recursos associados à geração hidrelétrica ao longo do horizonte de planejamento, cerca de 0,13% e 0,19%, respectivamente.

- GERAÇÃO TERMELÉTRICA

Conforme mostrado para a geração hidrelétrica, a Figura 3.11, a seguir, indica os níveis de geração termelétrica, por subsistema, para as cinco semanas iniciais.

²³ Os volumes são as variáveis dualizadas na estratégia de solução definida pela RL, conforme destacado no Capítulo 2 ($\lambda_a(v-v_a)$). Logo, as soluções definidas para o uso dos reservatórios pela RL podem apresentar maiores diferenças com relação às demais metodologias.

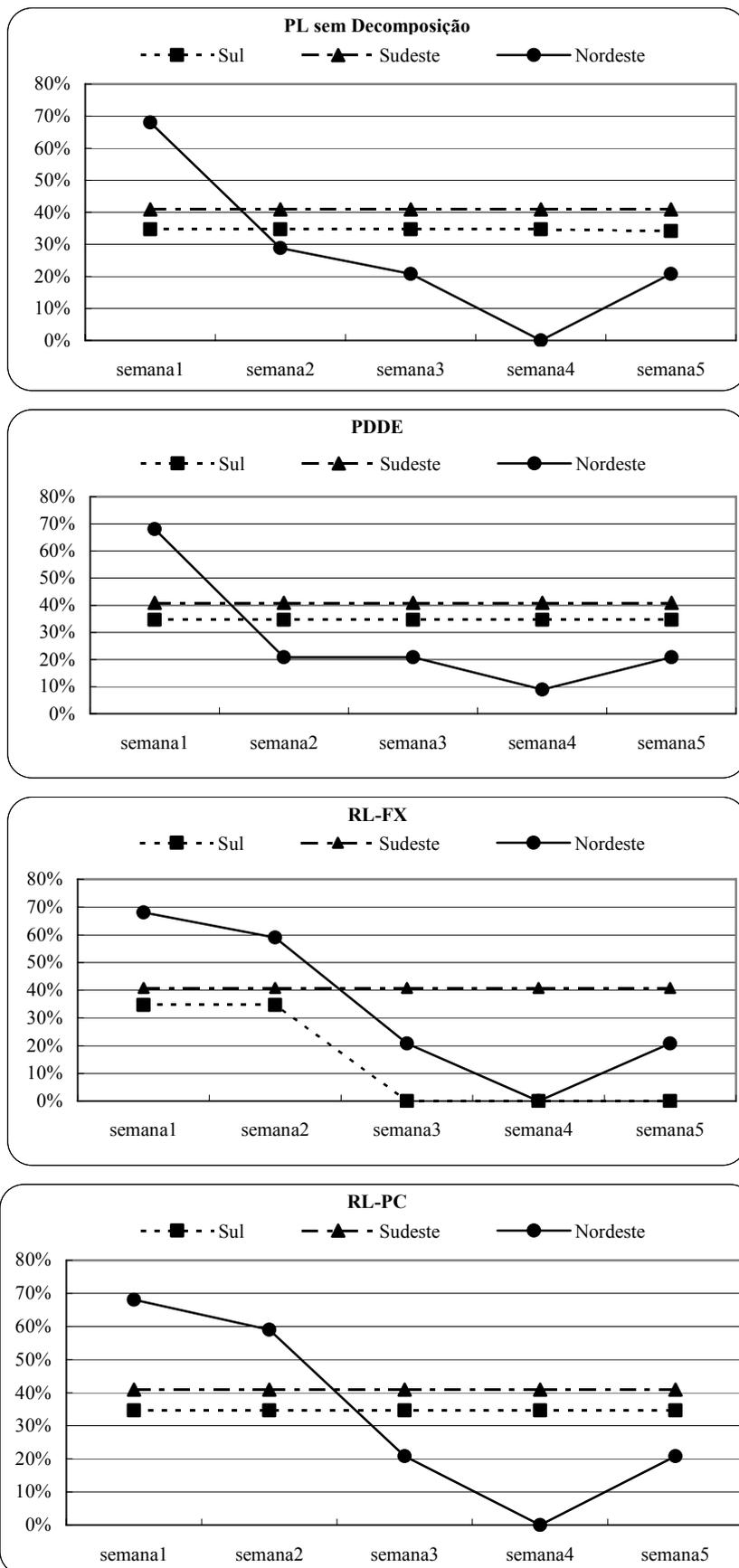


Figura 3.11 – Geração termelétrica por subsistema.

Analisando de forma comparativa os resultados apresentados nos gráficos da Figura 3.11, nota-se que as estratégias operativas relativas ao despacho termelétrico são próximas entre si, principalmente para o subsistema Sudeste. No entanto, a RL-FX apresenta os maiores desvios em relação à solução definida pelo problema de PL sem decomposição. Por outro lado, as metas de gerações termelétricas definidas pela PDDE e RL-PC diferem do problema de PL sem decomposição no montante de geração definido, exclusivamente, para a região Nordeste.

De uma forma mais detalhada, os gráficos seguintes, mostrados na Figura 3.12, demonstram quais usinas termelétricas foram despachadas e seus respectivos níveis de geração ao longo do horizonte em destaque. Nas legendas dos gráficos são indicadas as localizações das usinas, seguindo a descrição do início do capítulo.

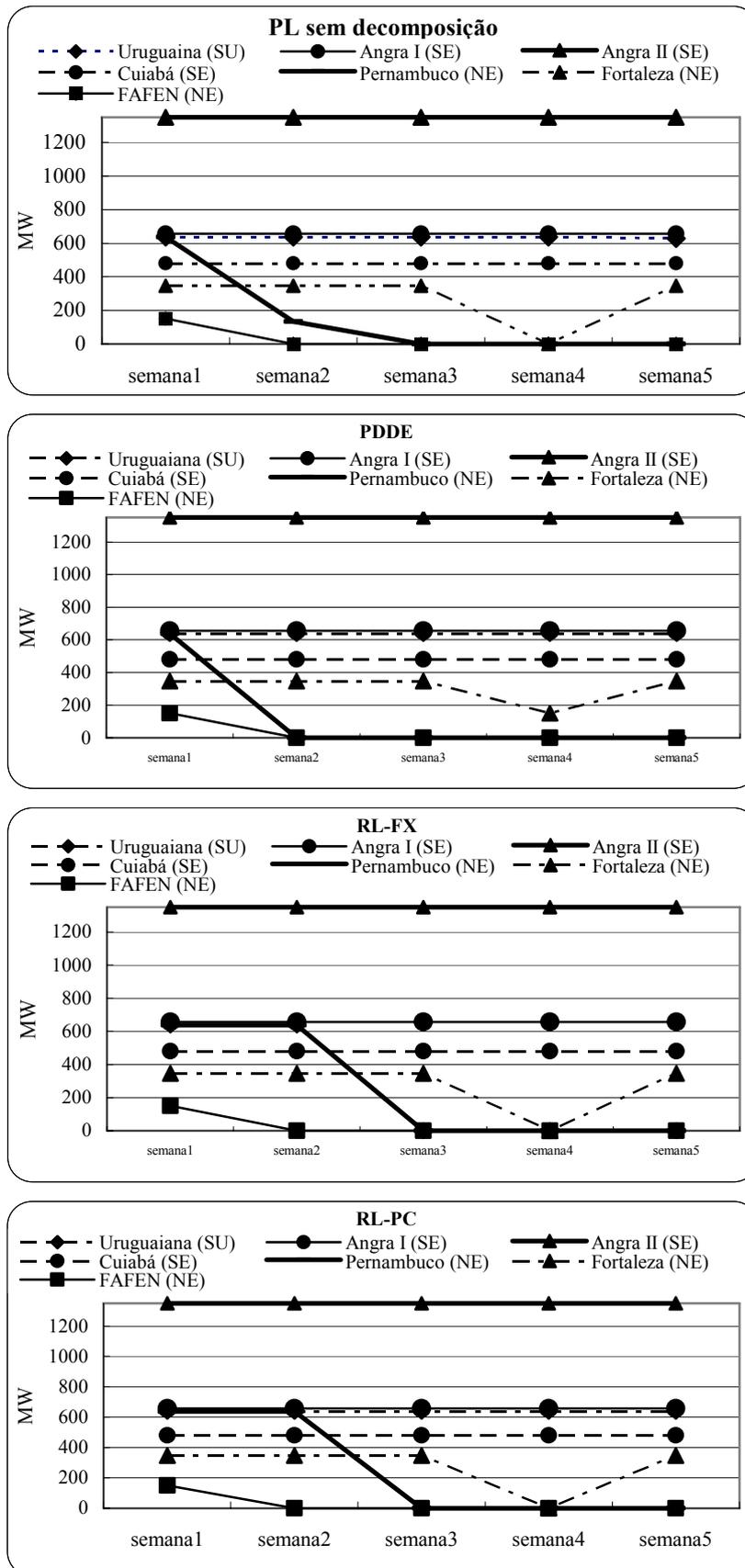


Figura 3.12 – Geração de algumas usinas termelétricas do sistema.

Os resultados ratificam as metas estabelecidas pela Figura 3.11. Por exemplo, nota-se que o despacho da usina de Pernambuco definido pelo problema de PL sem decomposição para a segunda semana é maior quando comparado com a estratégia definida pela PDDE. De outra forma, durante a quarta semana, a estratégia definida pela PDDE para o montante de geração da usina de Fortaleza é maior em relação às metas definidas pelo problema PL sem decomposição, confirmando análise precedente com relação ao subsistema Nordeste.

- INTERCÂMBIOS

As metas de intercâmbio de energia entre os subsistemas podem ser visualizadas na Figura 3.13 a seguir.

Os valores negativos encontrados nos gráficos abaixo indicam que a transmissão de energia entre as regiões está em sentido contrário ao estabelecido previamente (Seção 3.2.5). Por exemplo, os limites definidos para a operação, indicam que a transferência de energia deve acontecer da região Norte para o nó de Imperatriz, e não o contrário, como preestabelecido na Figura 3.4.

Ademais, as diferenças existentes entre as metas estabelecidas de intercâmbio de energia são, em geral, reflexos dos despachos hidrotérmicos já apresentados.

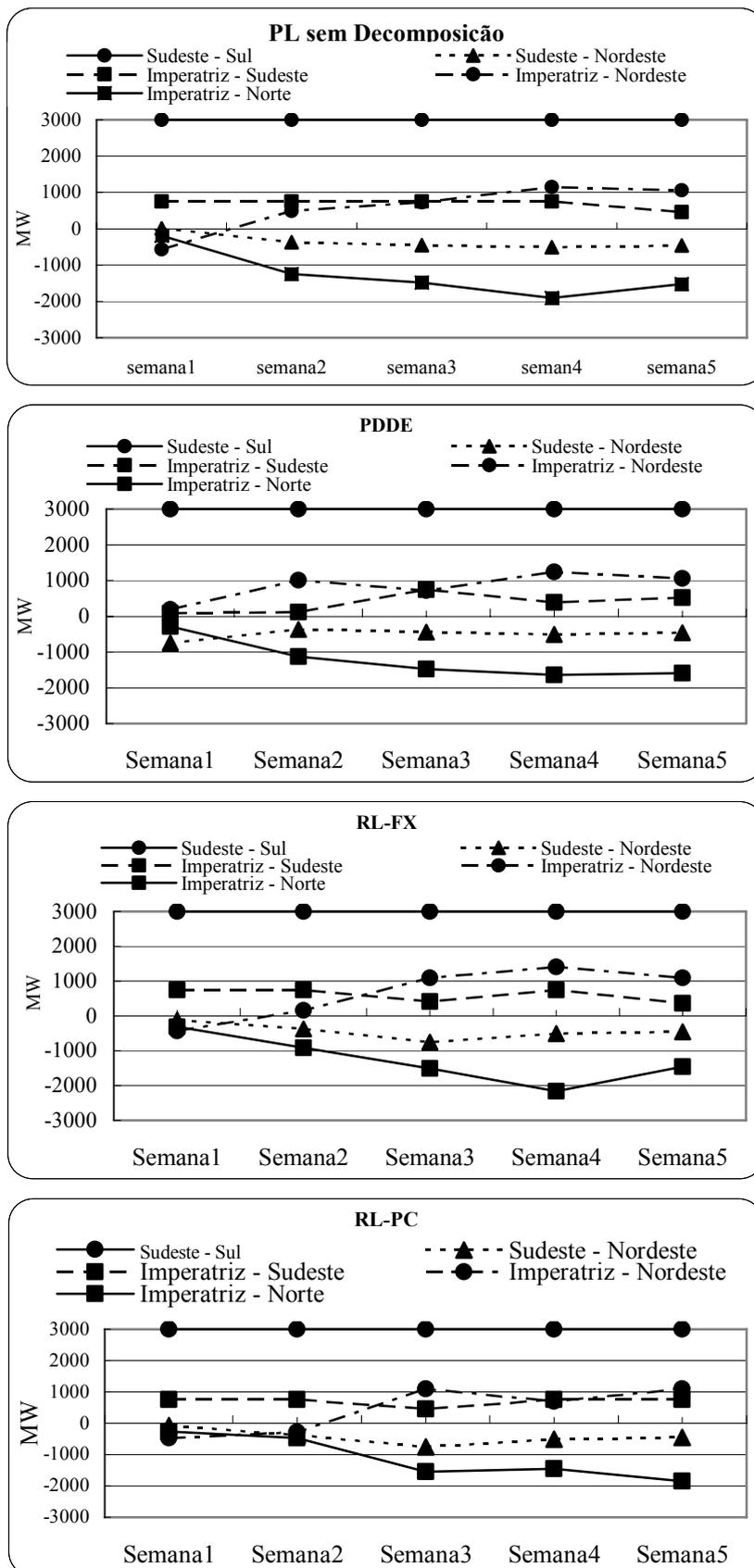


Figura 3.13 – Intercâmbio entre subsistemas.

- CUSTOS MARGINAIS DE OPERAÇÃO

Os CMOs representam a variação do custo total de operação em função da variação dos recursos associados à restrição de atendimento à demanda, para cada estágio do horizonte de estudo. No caso brasileiro, esses valores servem para valorar o Preço de Liquidação de Diferenças - PLD²⁴ para cada subsistema. Os gráficos abaixo, Figura 3.14, ilustram o comportamento do CMO por subsistema, para todos os métodos computacionais desenvolvidos neste trabalho.

Analisando, de forma comparativa, os resultados indicados na Figura 3.14, observa-se que a RL-PC apresenta maiores CMOs para região Sul²⁵, especialmente para a primeira semana. É interessante comentar que a PDDE é a metodologia que apresenta as maiores diferença entre os CMOs do submercado Sul e os demais submercados ao longo do horizonte estudado.

²⁴ O PLD é determinado semanalmente, antes da operação em tempo real, para cada patamar de carga (leve, média e pesada) e para cada submercado. O valor é determinado com base no CMO, limitado a um preço máximo e um preço mínimo vigente em cada período de apuração. O cálculo do CMO é efetuado pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE de maneira similar a descrita neste trabalho.

²⁵ Os altos custos podem está associados à máxima importação de energia do subsistema Sudeste. Os outros subsistemas, por sua vez, não mantêm o nível de transferência de energia em seus limites máximos durante as cinco semanas. Logo, apresentam os menores CMOs.

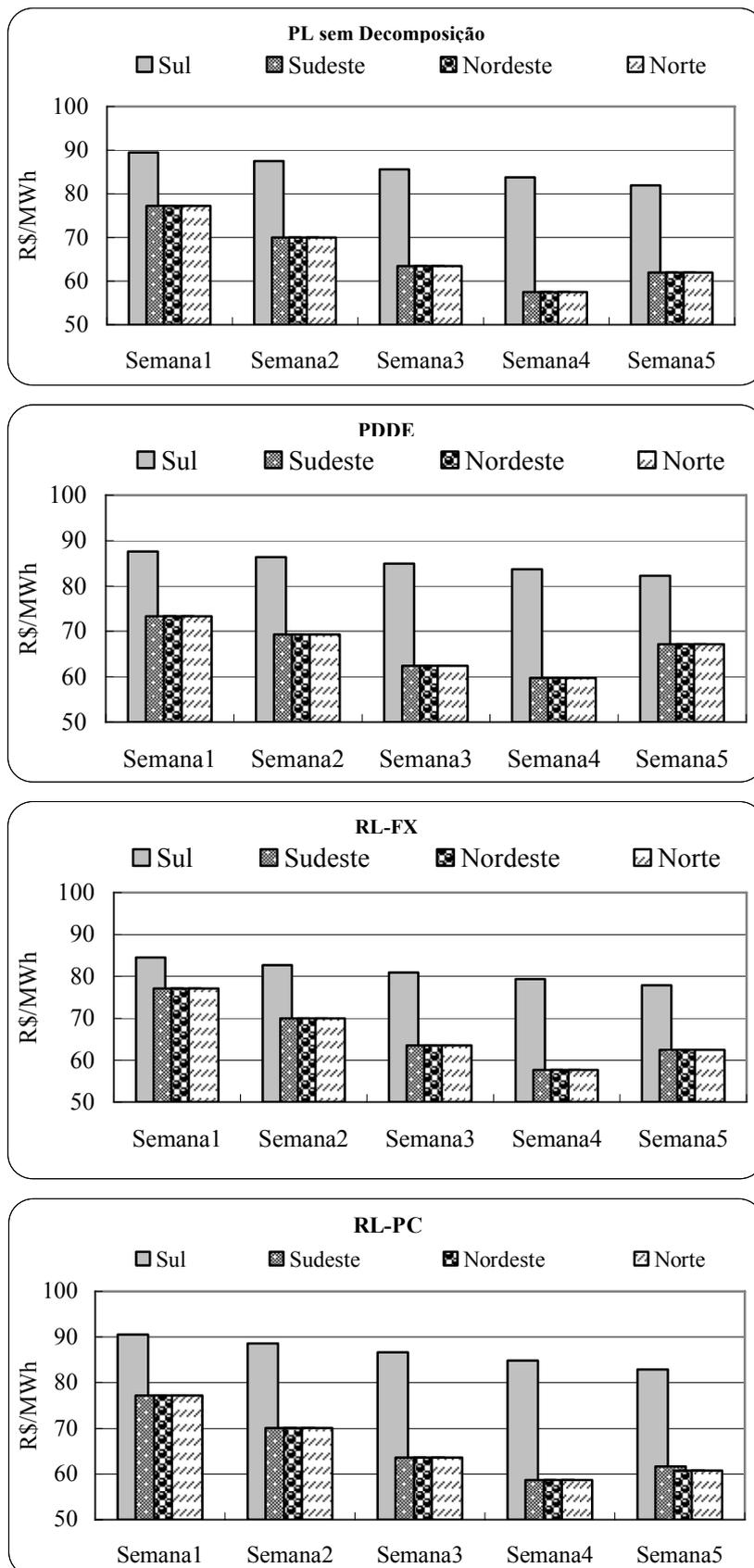


Figura 3.14 – CMOs por subsistema.

3.3.2 Caso 2

Este caso considera um horizonte de estudo de três meses, com o primeiro mês discretizado semanalmente. Somente o primeiro mês é determinístico. Para os demais estágios, são consideradas três possibilidades de afluências mensais equiprováveis (detalhes inerentes às afluências podem ser visualizados no Apêndice B). A Figura 3.15 ilustra a estrutura em árvore do cenário de afluências, em que cada ramo representa uma decisão a ser tomada. O problema de PL sem decomposição possui 2.287 variáveis primais e 3.099 restrições. Os subproblemas de PL a serem resolvidos pelas metodologias de decomposição apresentam as mesmas características descritas no Caso 1.

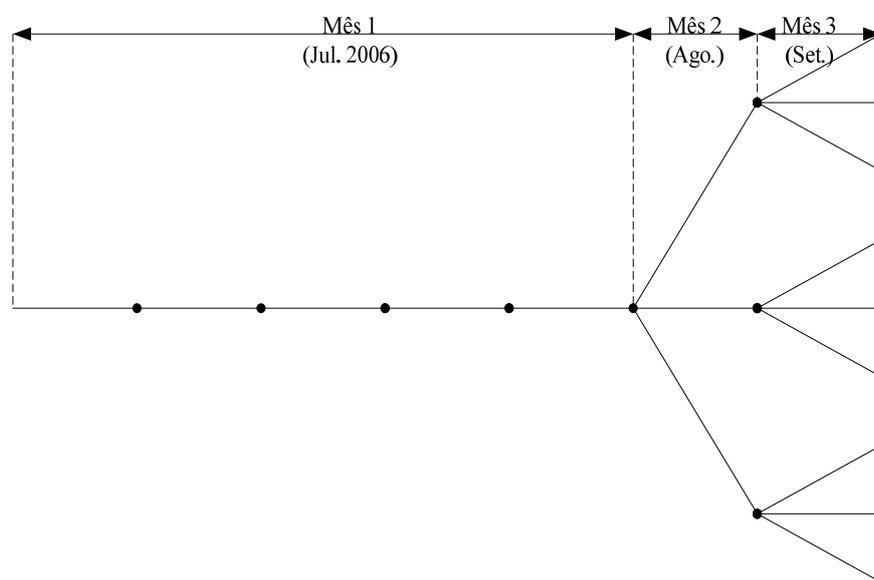


Figura 3.15 – Árvore de cenários afluentes – Caso 2.

É importante destacar que todas as características descritas para o Caso 1, no tocante à implementação computacional, dados iniciais e FCF, foram mantidas.

A Tabela 3.6 apresenta os resultados das simulações.

Tabela 3.6 – Análise comparativa entre as metodologias - Caso 2.

Metodologias	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	4,28s	957.248.937,0	-
PDDE	19	1min 21s	968.053.000,0	1,13%
RL-FX (Feixes)	4000	3h 23min	802.209.370,0	16,20%
RL-PC (Planos Cortantes)	4000	30h 27min	555.640.699,0	41,95%

Assim como no Caso 1, os melhores resultados foram obtidos mediante a resolução do problema de PL sem decomposição, uma vez que apresentou um menor tempo computacional associado ao menor custo total de operação. Vale lembrar que a RL não atingiu uma solução ótima, devido a problemas de convergência no processo de maximização da função dual, em ambas as estratégias utilizadas.

Com relação ao número de iterações e ao tempo computacional, destaca-se a vantagem da PDDE em relação à RL-FX. A PDDE converge em um menor número de iterações, o que leva ao curto tempo de processamento. Detalhes sobre o processo iterativo desta metodologia podem ser observados na Figura 3.16.

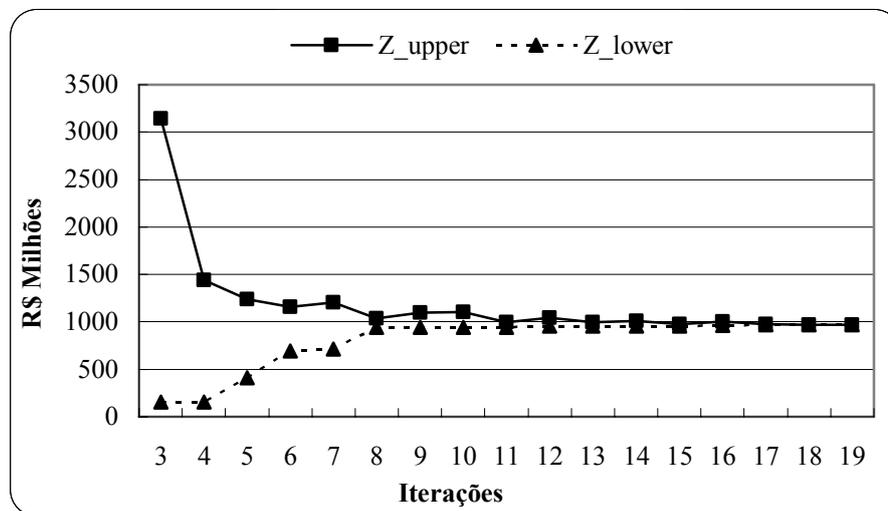


Figura 3.16 – Processo de convergência da PDDE.

Assim como observado no Caso 1, a RL-FX exigiu elevado esforço computacional no processo de maximização da função dual. Neste caso, no entanto, os valores assumiram proporções ainda maiores, demonstrando que tais modelos computacionais desenvolvidos vão se tornando inviáveis computacionalmente à medida que os problemas tornam-se maiores. Também conforme esperado, a RL-PC apresentou resultados inviáveis computacionalmente, além de uma solução ainda distante de um valor coerente para as 4000 iterações preestabelecidas. Tal fato ratifica os comentários tecidos para o Caso 1, no que diz respeito à dificuldade da solução do problema dual à medida que o número de iterações torna-se maior.

No que se refere à solução numérica das metodologias, a PDDE apresentou um desvio de 1,13% em relação ao valor do custo operativo resultante da resolução do

problema de PL sem decomposição. Tal desvio é resultante um de custo de operação R\$ 10.804.000,0 superior em relação ao método de referência. No tocante a RL-FX, cabe ressaltar que, neste caso, essa simulação utilizou pontos de partida de boa qualidade²⁶. Isso representou ganhos significativos, visto que outras simulações, em que não foram utilizados artifícios de ‘partida quente’, apresentaram erros maiores que 40% em relação à solução do problema de PL sem decomposição. No entanto, a metodologia ainda não conseguiu convergir, e, conseqüentemente, apresentou uma diferença de 16,20% no valor do custo de operação quando comparado com o valor padrão.

Ainda com relação à PDDE, uma nova simulação, em que foi considerada uma tolerância de 0,001% para o critério de convergência, resultou em um custo de operação 0,019% inferior em relação ao resultado apresentado na Tabela 3.6. Esse valor percentual corresponde a R\$ 183.000,0. Esse processo requisitou 30 iterações com um tempo computacional igual a dois minutos. Assim como observado para o Caso 1, a redução do critério de convergência não trouxe benefícios no tocante à qualidade solução desse método.

A partir desse instante, o estudo será voltado para a análise das variáveis primais resultantes das simulações dos modelos computacionais desenvolvidos. Para tanto, o montante de geração hidrotérmica, nível dos reservatórios, intercâmbios e CMOs serão apresentados. As soluções da RL não serão consideradas, uma vez que são inviáveis, conforme demonstrado na seção anterior.

▪ VOLUMES DOS RESERVATÓRIOS

Este tópico apresenta o comportamento do nível dos reservatórios de algumas usinas do sistema teste (mesmas consideradas no Caso 1) durante as cinco semanas iniciais do horizonte de estudo. Mantendo o padrão descrito no Caso 1, os resultados apresentados na Figura 3.17 estão em percentuais dos volumes úteis de cada reservatório.

²⁶ Foram utilizados multiplicadores de Lagrange advindos de uma simulação prévia da mesma, ou seja, da 4000ª iteração.

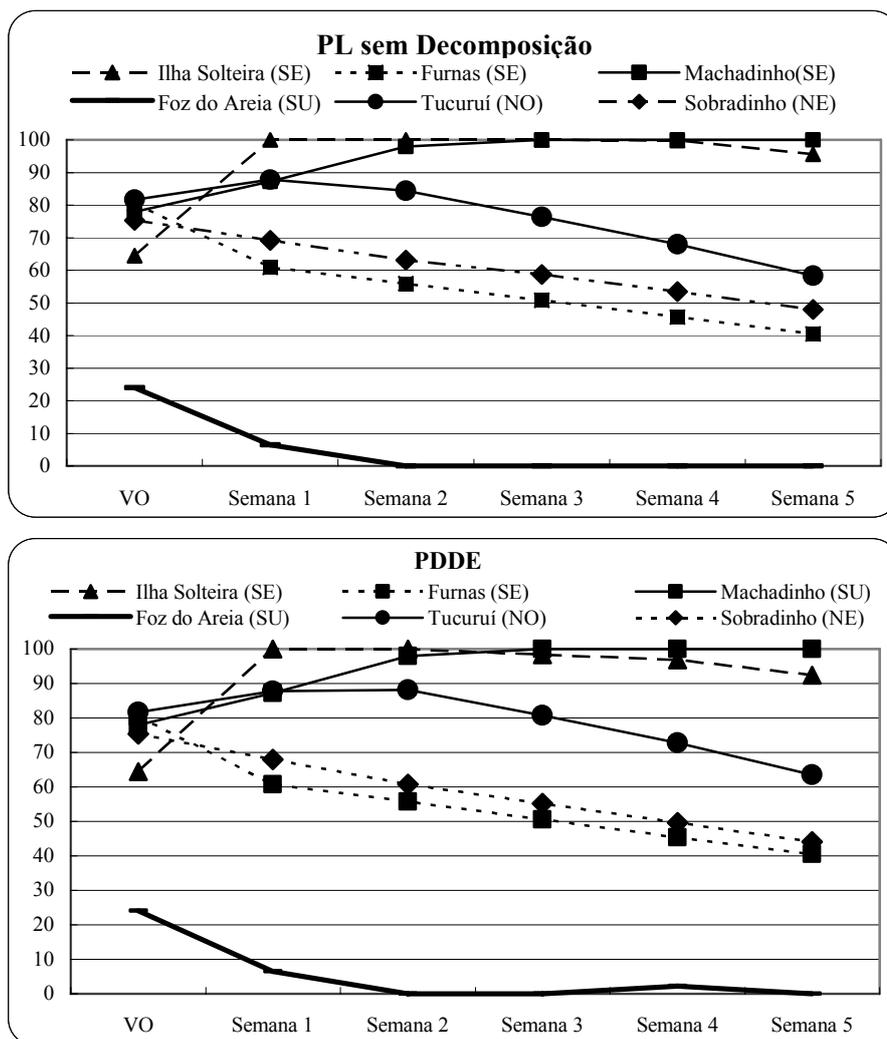


Figura 3.17 - Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.

De acordo com os termos estabelecidos, nota-se que as estratégias definidas pelas duas metodologias de solução são semelhantes para as cinco semanas iniciais, salvo algumas sutis diferenças observadas, principalmente, para as usinas de Sobradinho e Tucuruí.

▪ GERAÇÃO HIDRELÉTRICA

Os gráficos da Figura 3.18 indicam os montantes de geração hidrelétrica por subsistema durante o primeiro mês do horizonte de planejamento. É importante lembrar que os valores de geração de energia estão em percentual da capacidade instalada em cada subsistema.

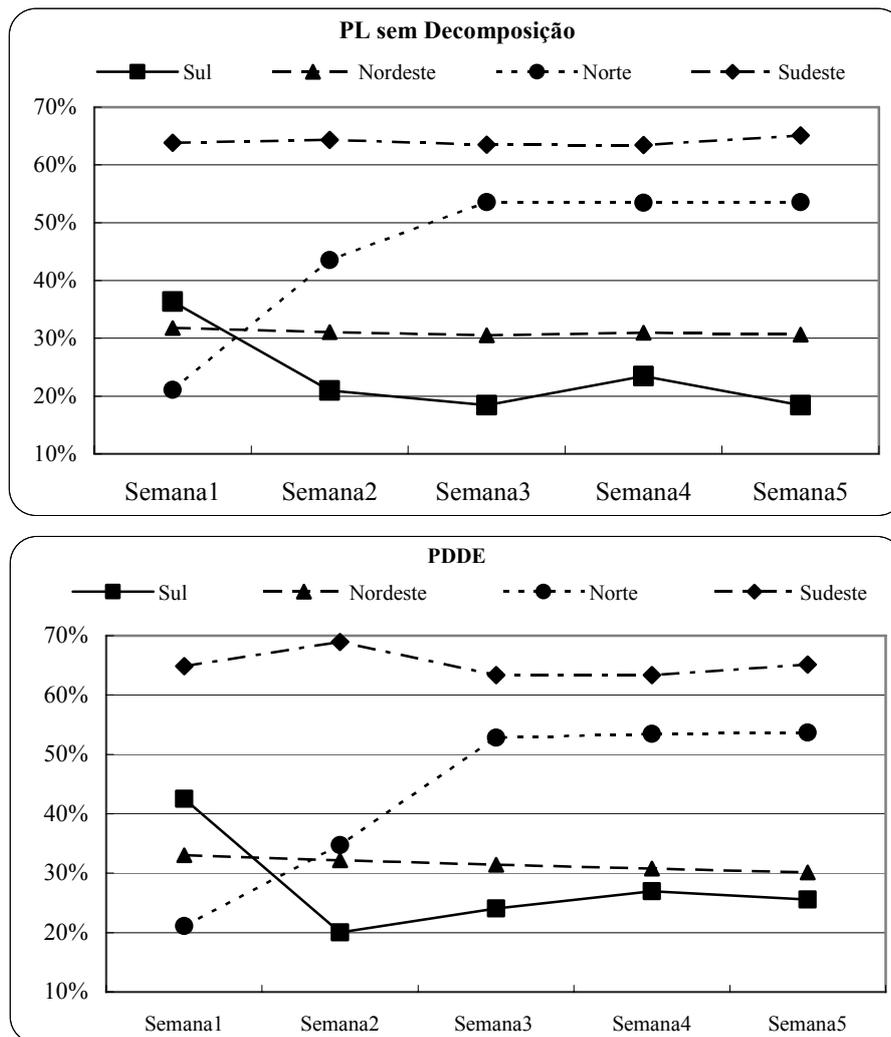


Figura 3.18–Geração hidrelétrica por subsistema.

A observância dos resultados indica que as políticas ótimas de geração das usinas hidrelétricas definidas pelas duas metodologias apresentaram um maior desvio quando comparado com o item anterior, ou seja, é mais perceptível a disparidade entre as estratégias definidas pelas mesmas ao longo do horizonte estudado. Nesse contexto, pode-se destacar as regiões Sul e Norte durante as duas semanas iniciais.

▪ GERAÇÃO TERMELÉTRICA

Conforme mostrado para a geração hidrelétrica, os gráficos da Figura 3.19 indicam os níveis de geração termelétrica, por subsistema, para as cinco semanas iniciais, em percentual da capacidade instalada dos mesmos.

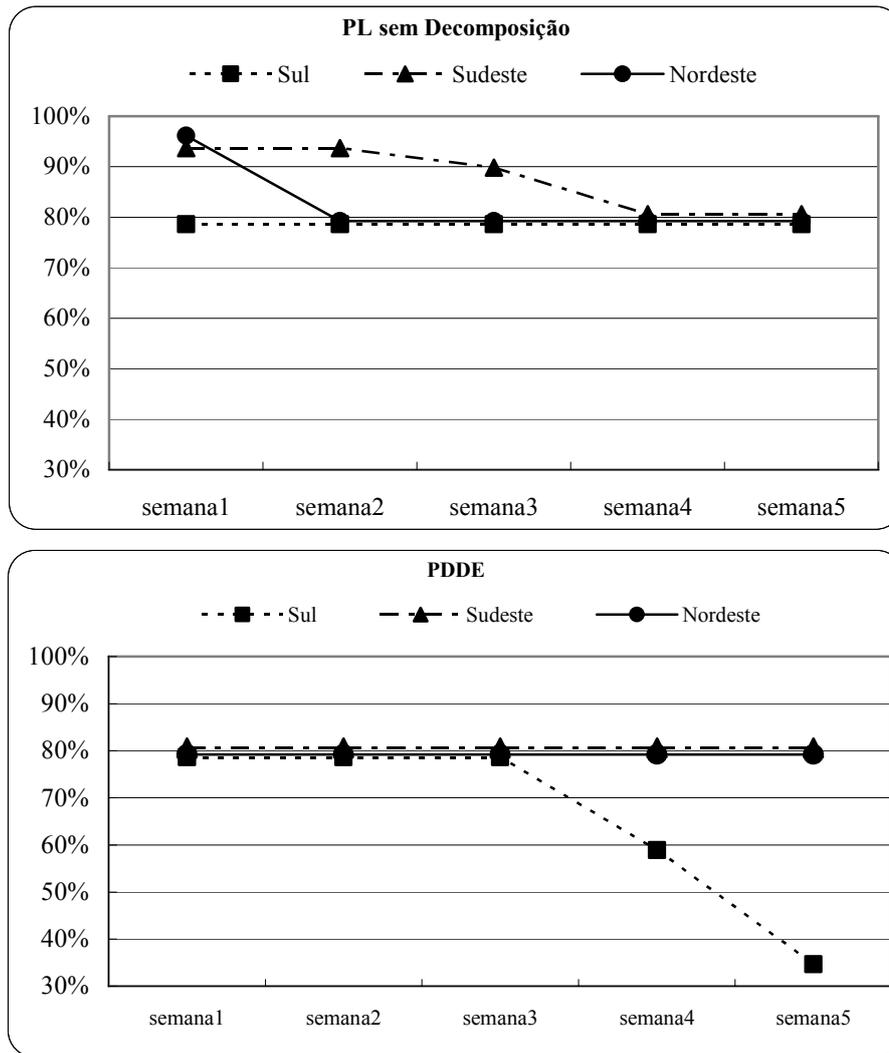


Figura 3.19 – Geração termelétrica por subsistema.

Analisando, de forma comparativa, as soluções estabelecidas pelos dois modelos computacionais, nota-se que as decisões operativas relativas ao despacho termelétrico apresentaram um maior nível de disparidade em relação ao despacho hidrelétrico, por exemplo. É fácil perceber que a resolução do problema de PL sem decomposição estabeleceu as maiores metas de geração termelétrica para as cinco semanas iniciais quando comparado com a PDDE. Em vista disso, é esperado que haja uma maximização dos recursos associados às usinas hidrelétricas no restante do horizonte de planejamento, dado o menor custo operativo estabelecido por essa metodologia, conforme apresentado na Tabela 3.6.

Os gráficos da Figura 3.20 apresentam o despacho de algumas usinas termelétricas do sistema, e complementam a análise apresentada acima. Convém comentar ainda que,

diferente do Caso 1, foi optado por mostrar o despacho de usinas com potências nominais próximas no intuito de facilitar a leitura dos resultados.

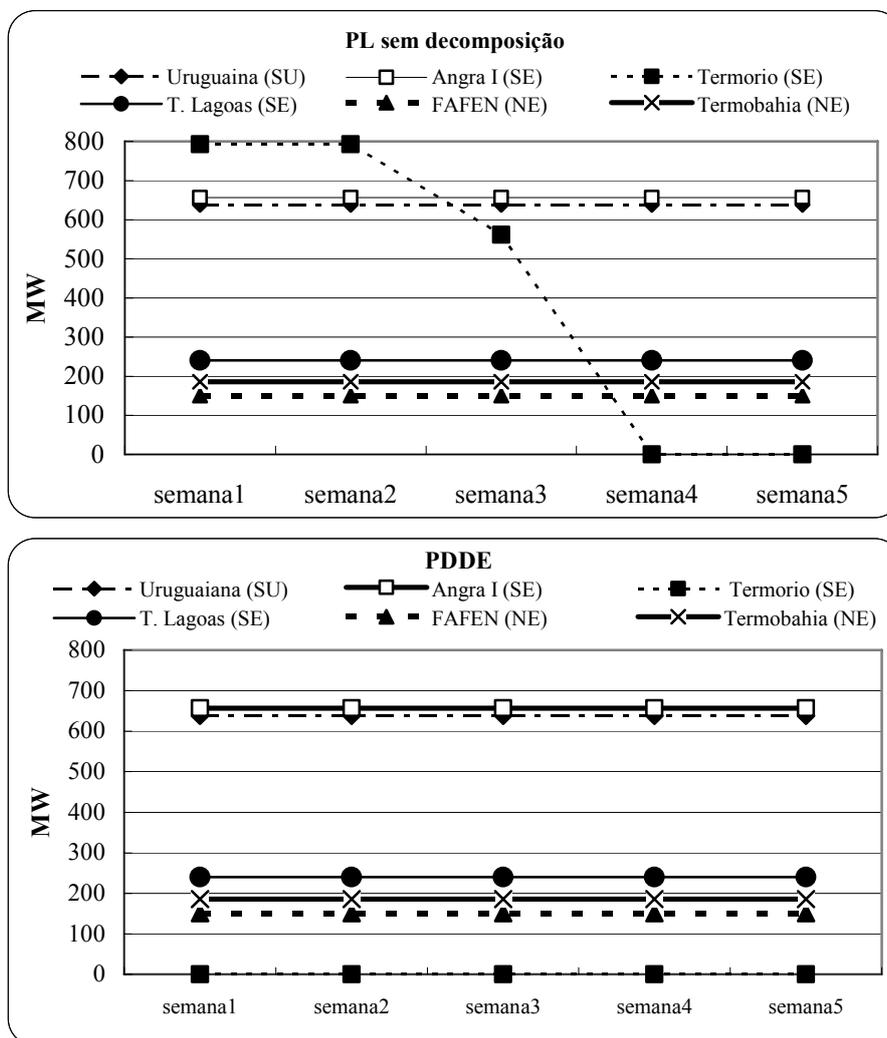


Figura 3.20 – Geração de algumas usinas termelétricas do sistema.

Pode-se observar que, durante as semanas 1 e 2, a política ótima definida pelo problema de PL sem decomposição faz uso de uma das usinas mais caras no subsistema Sudeste, a usina Termorio. Em contrapartida, tal fato não é observado na solução estabelecida pela PDDE (não faz uso da usina Termorio), o que ratifica os comentários acima no tocante à quantidade de geração termelétrica para o primeiro mês do horizonte de estudo.

▪ INTERCÂMBIOS

As metas de intercâmbio de energia entre os subsistemas são apresentadas nos gráficos da Figura 3.21.

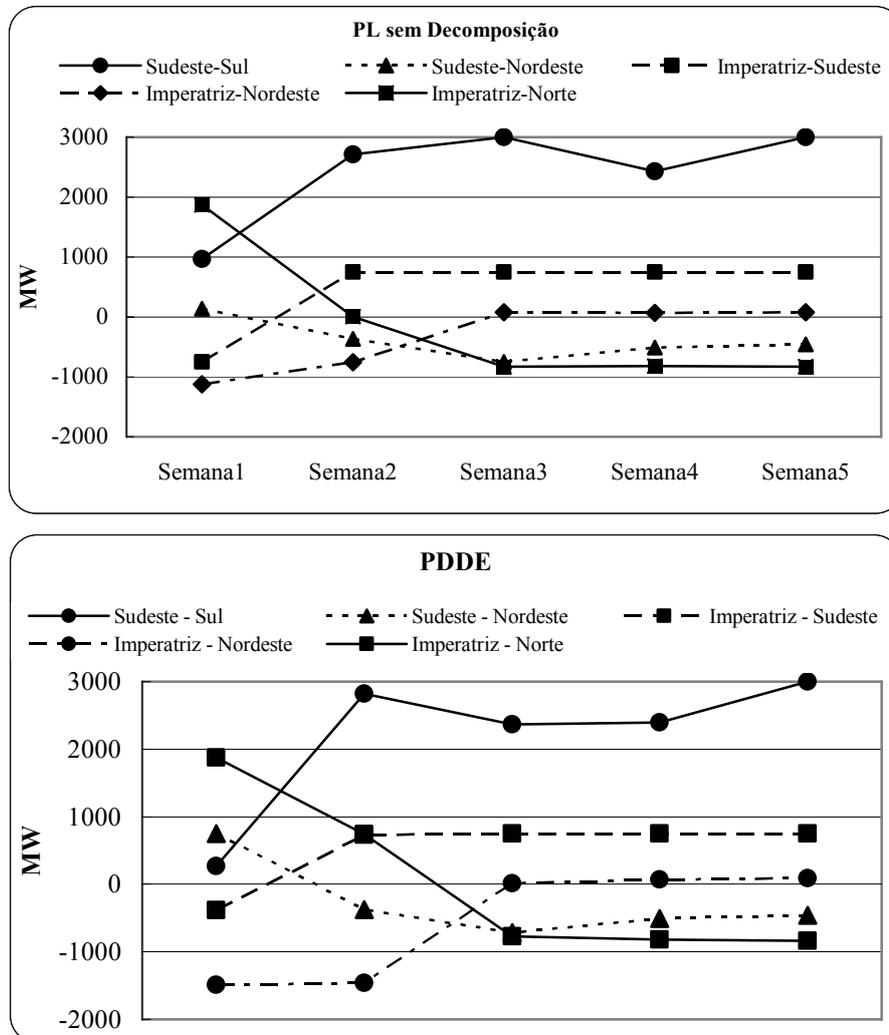


Figura 3.21 – Intercâmbio entre subsistemas.

Conforme destacado no Caso 1, o intercâmbio de energia entre os subsistemas é reflexo do montante de geração hidrotérmica definido nos mesmos. Portanto, as diferenças apresentadas pelas metodologias nos gráficos acima, podem ser assim explicadas.

Ademais, destaca-se a característica importadora de energia da região Sul. Por outro lado, fazendo um balanço dos intercâmbios referentes à região Nordeste, observa-se que essa região exporta mais energia do que importa. Talo fato pode está associado à baixa demanda dessa região (característica particular do sistema teste utilizado neste trabalho),

bem como aos baixos custos de operação de algumas usinas instaladas na região Nordeste em comparação com outras usinas integrantes da região Sudeste. Em outras palavras, a operação integrada do sistema permite que despacho seja otimizado de forma conjunta, possibilitando, dessa forma, que o montante gerado por uma usina em um determinado subsistema complemente de forma integral, ou parcial, a demanda requerida por outro subsistema vizinho, com o objetivo de minimizar o custo total de operação.

▪ CUSTOS MARGINAIS DE OPERAÇÃO

Os gráficos da Figura 3.22 ilustram o comportamento do CMO para cada um dos subsistemas durante o primeiro mês do horizonte de planejamento.

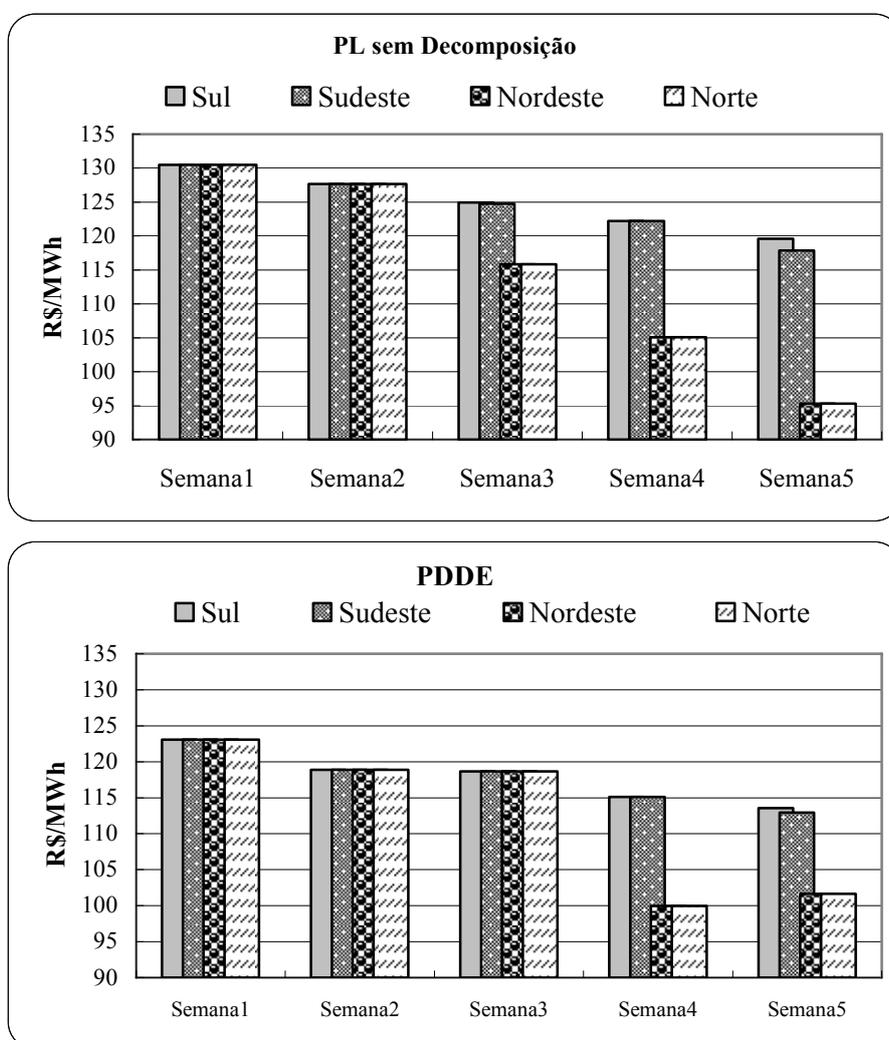


Figura 3.22 – CMOs por subsistema.

De acordo com a Figura 3.22, observa-se que os CMOs resultantes do problema de PL sem decomposição são maiores quando comparado com a PDDE, em especial, para as

regiões Sul e Sudeste. Para das demais regiões, os CMOs são menores a partir da terceira semana. Conforme comentado anteriormente, tal disparidade pode ser associada a fatores como a variação da energia armazenada e intercâmbios entre os subsistemas.

3.3.3 Caso 3

Este caso considera um horizonte de estudo de três meses. O primeiro mês, diferentemente dos outros casos, é determinístico somente para a primeira semana. A partir da segunda semana, todos os estágios são considerados estocásticos, com três possibilidades de aflúncias equiprováveis, sejam semanais (ainda com relação ao primeiro mês) ou mensais (a partir do segundo mês). Isso provoca um aumento considerável do tamanho do problema de PL único, o qual passa a contar com 147.191 variáveis e 161.271 restrições. Essa dimensão corresponde a 729 cenários distintos de vazões afluentes, conforme demonstrado na Figura 3.23.

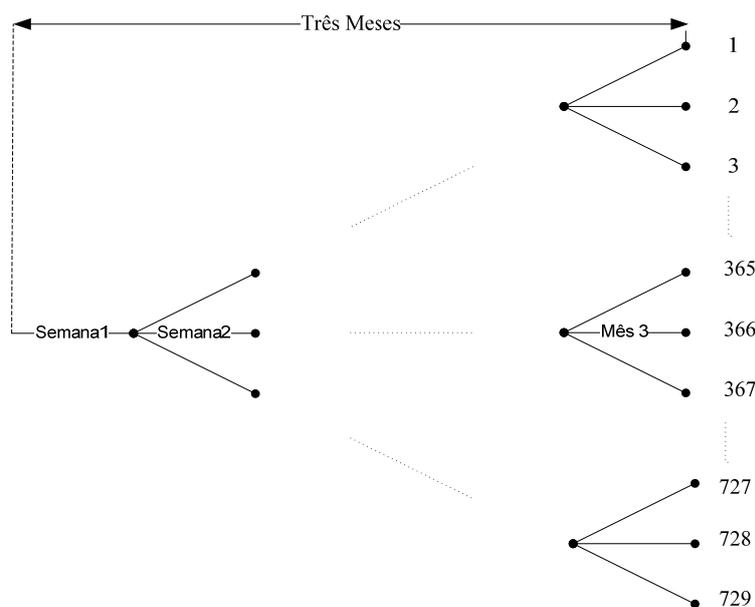


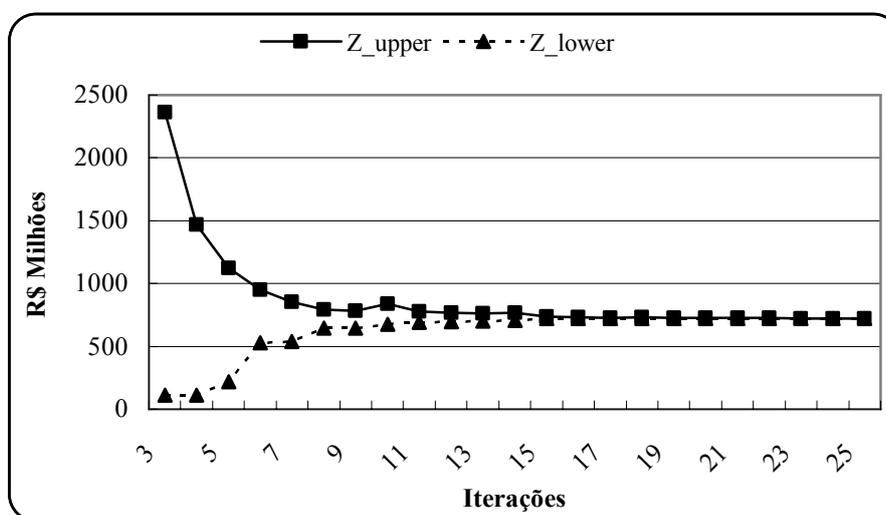
Figura 3.23 – Arvore de cenários afluentes – Caso 3.

Uma análise comparativa entre as metodologias é apresentada na Tabela 3.7. Tendo em vista os elevados tempos computacionais obtidos com as simulações da RL nos casos anteriores, optou-se por eliminá-la nessa fase do estudo.

Tabela 3.7 – Análise comparativa entre as metodologias – Caso 3.

Metodologias de Solução	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	3h 30 min	713.702.000,00	-
PDDE	25	1h 43min	723.026.000,00	1,31%

De acordo com a tabela acima, observa-se que, diferentemente do ocorrido nos casos anteriores, a PDDE apresentou um menor tempo computacional em relação à resolução do PL sem decomposição. Detalhes sobre o processo iterativo desta metodologia podem ser observados na Figura 3.24.

**Figura 3.24** – Processo de convergência da PDDE.

Embora tenha exigido um menor tempo computacional, a PDDE apresentou desvio 1,31% superior em relação à solução do problema de PL sem decomposição. Isso representa R\$ 9.324.000, em termos de custos operativos.

No tocante à PDDE, quando submetida a um critério de convergência mais rigoroso, 0,01%, um aumento do esforço computacional pôde ser observado (27 minutos a mais de processamento em relação à simulação anterior). Contudo, resulta em uma diminuição do custo de operação de aproximadamente 0,12% em relação à simulação que considerava uma tolerância igual a 0,1%. Embora represente uma economia de R\$ 800.000,0, mantém a magnitude do erro relativo em torno de 1% quando comparado ao custo de operação resultante do problema de PL sem decomposição.

Os tópicos seguintes visam apresentar uma análise das variáveis primais resultantes das simulações detalhadas acima. É importante destacar que, neste caso em particular, as soluções apresentadas nos gráficos das figuras seguintes, a partir da segunda semana, são valores médios, dada à estocasticidade associada a esses estágios do horizonte de planejamento. Nesse sentido, o foco principal das análises será voltado para a primeira semana do horizonte.

▪ VOLUMES DOS RESERVATÓRIOS

A Figura 3.25 ilustra o comportamento dos volumes dos reservatórios de algumas usinas do sistema ao longo das cinco semanas iniciais do horizonte de estudo.

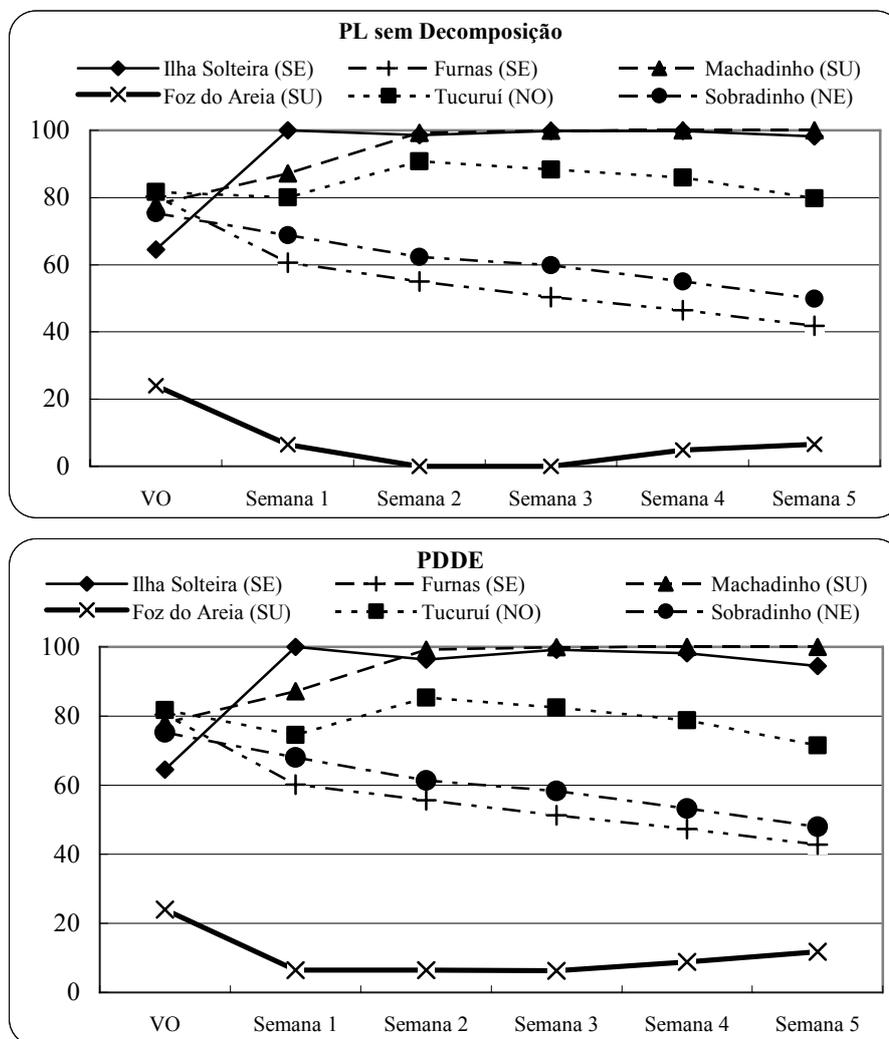


Figura 3.25 - Comportamento dos volumes úteis dos reservatórios.

De acordo com o estabelecido, nota-se, especialmente para a primeira semana, que as duas metodologias definiram metas semelhantes para a operação dos reservatórios. Ademais, é difícil mensurar o impacto dos cenários estocásticos para as semanas, ainda que as metodologias tenham apresentados comportamentos equivalentes.

▪ GERAÇÃO HIDRELÉTRICA

As metas de geração hidrelétrica definidas pelas metodologias, para cada subsistema, estão apresentadas nos gráficos da Figura 3.26, mantendo o padrão descrito das seções anteriores.

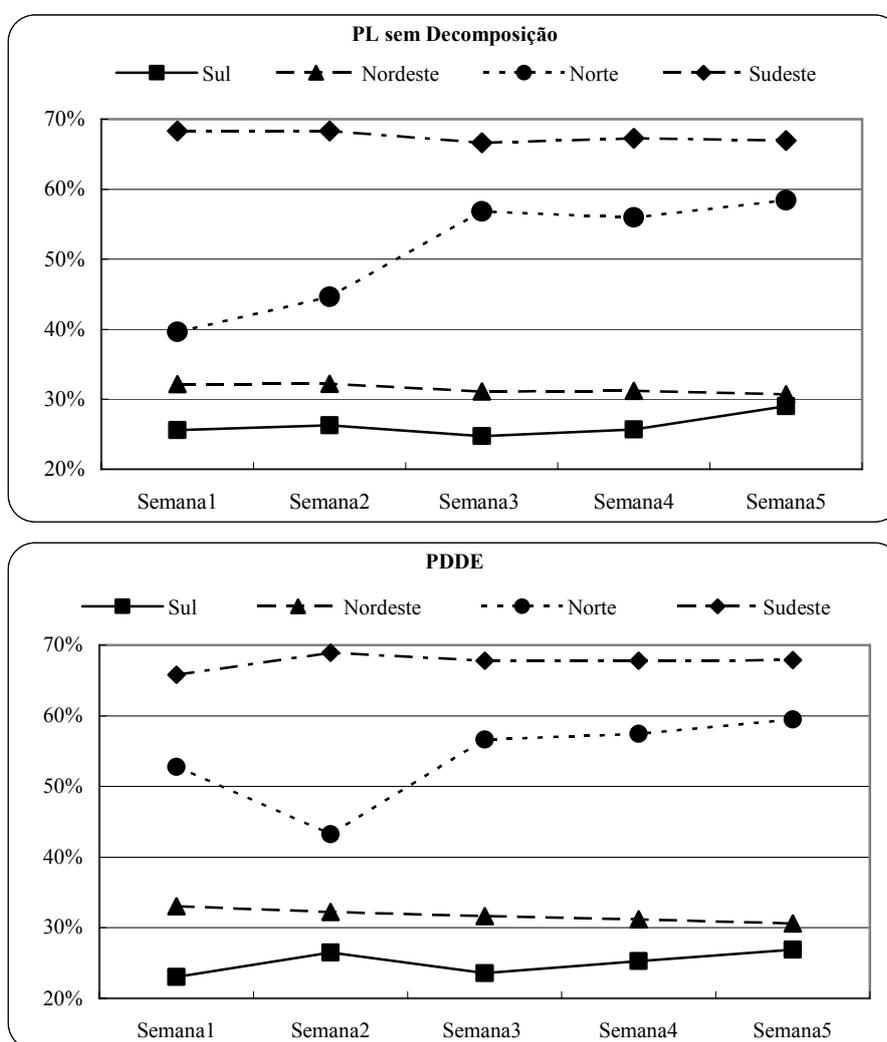


Figura 3.26–Geração hidrelétrica por subsistema.

Deve-se observar que, as metodologias estabeleceram estratégias de despachos semelhantes ao longo do horizonte estudado. Os maiores desvios estão associados à primeira e segunda semanas. Em particular, para a primeira semana, em que as afluências

são conhecidas, destaca-se a distinção entre as metas de geração para as regiões Norte e Sudeste.

▪ GERAÇÃO TERMELÉTRICA

Nesse tópico destacam-se as estratégias de despacho das usinas termelétricas estabelecidas por cada metodologia, conforme Figura 3.27.

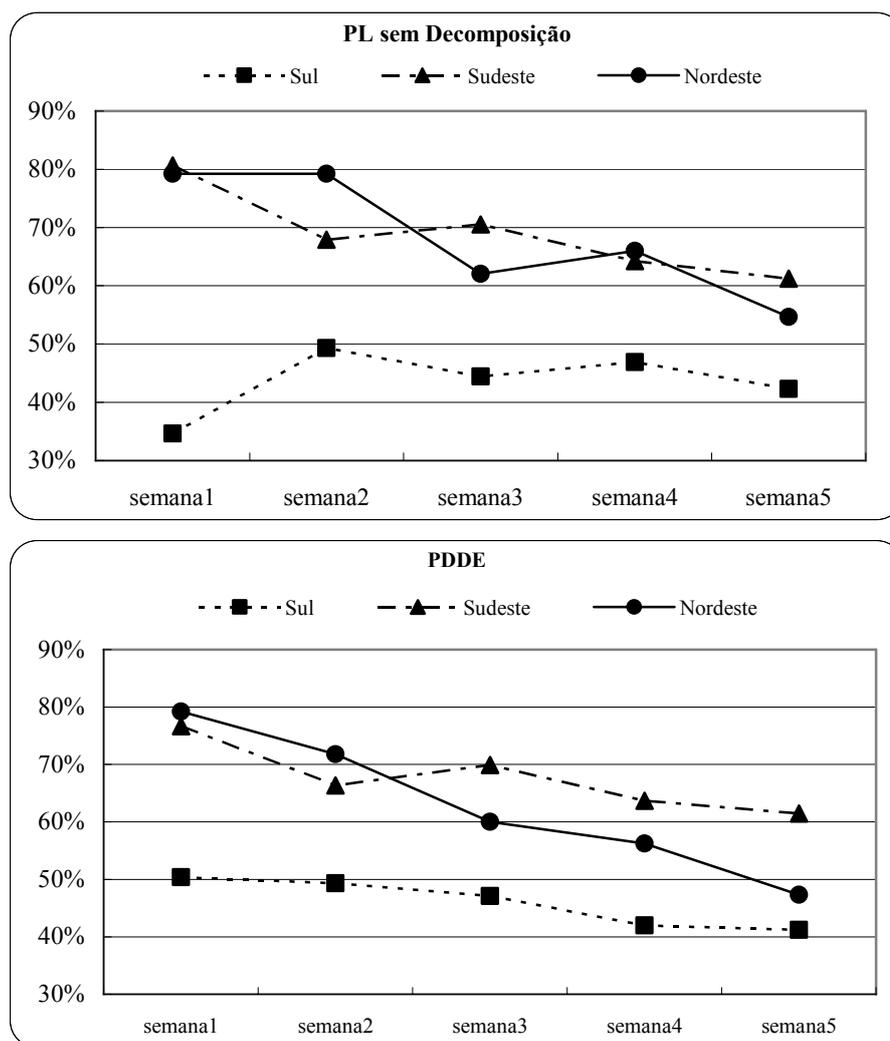


Figura 3.27 – Geração termelétrica por subsistema.

As metas semanais de geração termelétrica, mostradas na Figura 3.27, apresentam uma maior divergência, quando comparado com os tópicos anteriores, especialmente para a semana em que as afluências são conhecidas.

De forma complementar, os gráficos da Figura 3.28, a seguir, ilustram os despachos individuais de algumas usinas do sistema estudado.

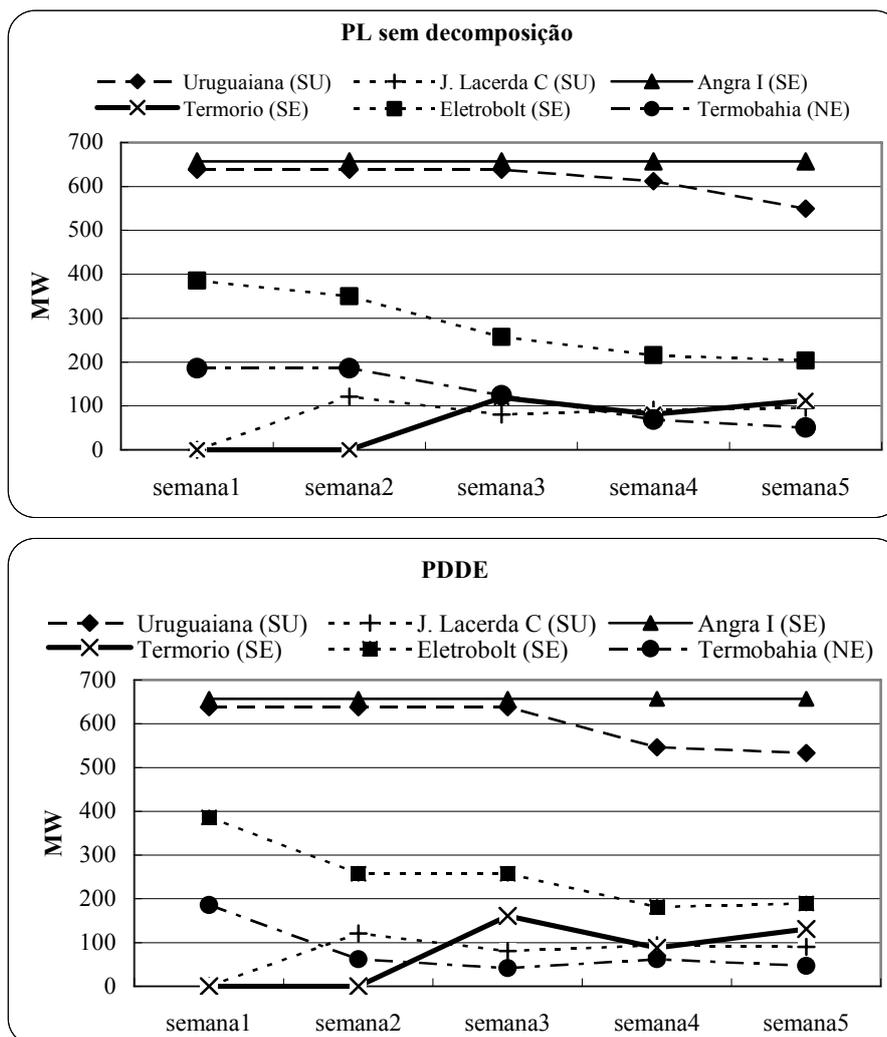


Figura 3.28 – Geração individual de algumas usinas termelétricas do sistema.

De acordo com a Figura 3.28, o comportamento do despacho das usinas de Uruguaiana e Eletrobolt, por exemplo, ratificam os comentários anteriores no tocante à divergência entre as soluções dos modelos computacionais desenvolvidos. Ademais, a política de operação ótima definida pela PDDE utiliza uma maior quantidade dos recursos associados a esse tipo de geração durante as cinco semanas iniciais.

Assim como destacado para o Caso 2, é possível concluir que as metas operativas estabelecidas pelo problema de PL sem decomposição visam uma economia dos recursos associados à geração hidrelétrica nas semanas iniciais, de forma a possibilitar sua utilização futura. Em outras palavras, a estratégia de solução utilizada por esse modelo computacional utiliza, da melhor forma possível, os recursos hidrotérmicos de modo a resultar no mínimo custo de operação para o sistema ao longo do período de planejamento.

▪ INTERCÂMBIOS

Os intercâmbios de energia entre os subsistemas são apresentados nos gráficos da Figura 3.29.

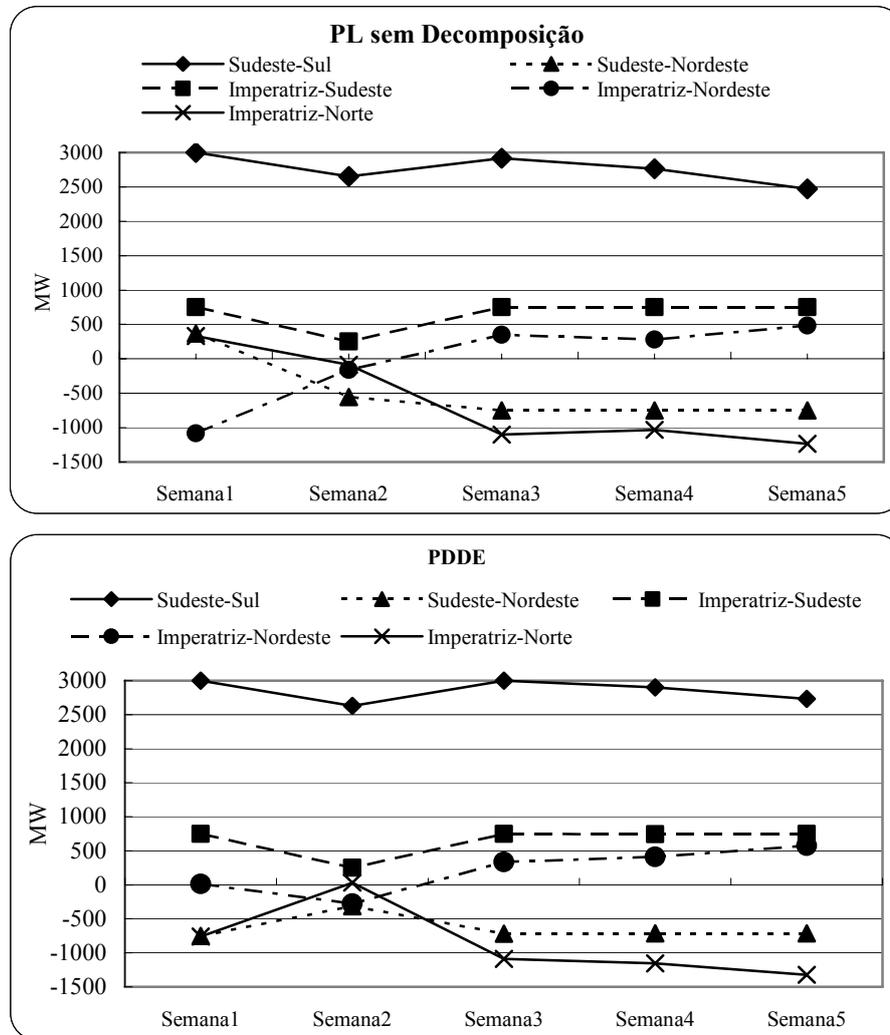


Figura 3.29 – Intercâmbio entre subsistemas.

É interessante comentar que os resultados referentes às semanas cujos cenários afluentes são estocásticos não apresentam uma divergência tão elevada entre os modelos computacionais desenvolvidos. Ademais, vale lembrar que as diferenças existentes entre os níveis de intercâmbio de energia entre os subsistemas estão associadas às disparidades, destacadas anteriormente, dos despachos hidrotérmicos dos mesmos.

- CUSTOS MARGINAIS DE OPERAÇÃO

Esse tópico destaca o comportamento do CMO, por subsistemas, resultantes da aplicação dos modelos computacionais no problema que define o Caso 3. É interessante focar a análise na primeira semana, visto que os demais estágios consideram uma média ponderada referente a cada cenário de vazão afluente, o que pode não retratar o comportamento real do CMO ao longo desse horizonte.

Tendo em vista a influência de outras características de operação do sistema, os CMOs definido pela PDDE foram mais baixos em relação ao problema de PL sem decomposição, exceto para o submercado Sul, conforme Figura 3.30. Para as demais semanas, que correspondem aos cenários estocásticos das vazões afluentes, os valores dos CMOs das regiões Sul e Sudeste são semelhantes. Por outro lado, os submercados Norte e Nordeste apresentam uma maior disparidade, em que se observa que a PDDE apresenta CMOs sempre mais baixos em relação à solução do problema de PL sem decomposição.

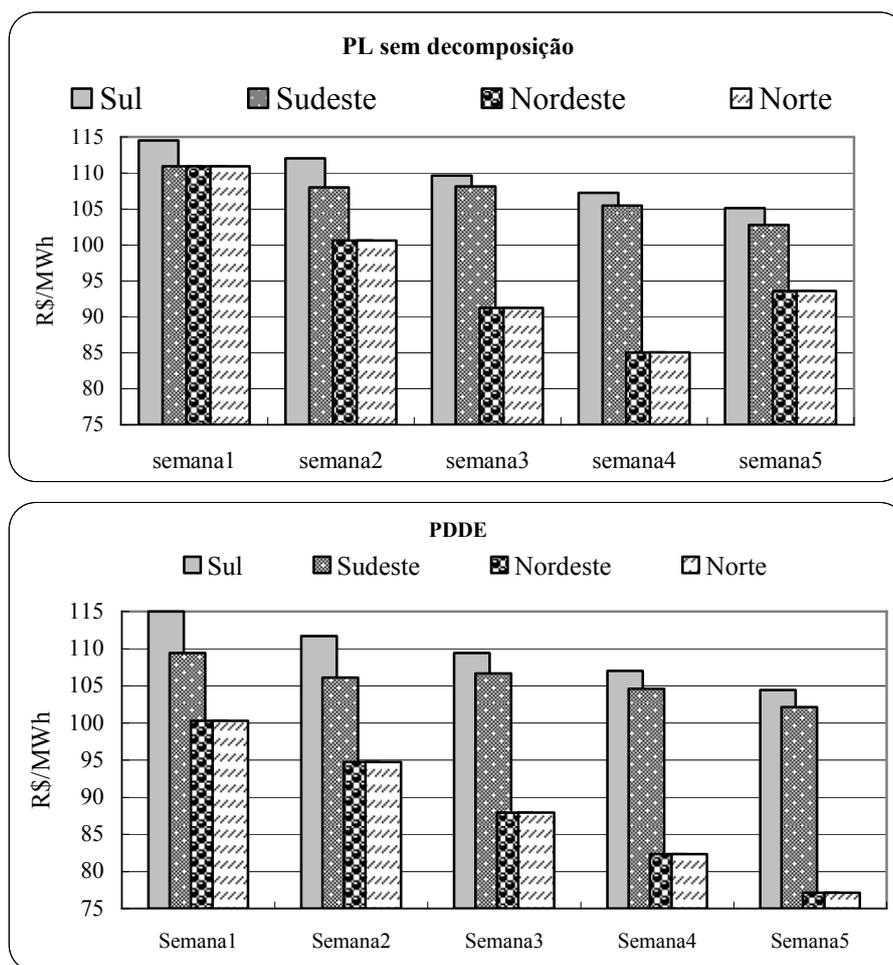


Figura 3.30 – CMOs por subsistema.

3.3.4 Resumo do Estudo de Casos

Nesta seção são apresentados, de forma resumida, os resultados discutidos nas Seções 3.3.1, 3.3.2 e 3.3.3, destacando os modelos computacionais que obtiveram os melhores desempenhos em cada um dos casos estudados, conforme ilustra a Tabela 3.8.

Tabela 3.8 – Estudo Comparativo entre as Modelos Computacionais Desenvolvidos.

Caso	Descrição do Caso	Parâmetros	Metodologias			
			<i>PL sem Decomp.</i>	<i>PDDE</i>	<i>RL-FX</i>	<i>RL-PC</i>
1	Esse caso tem horizonte de planejamento de 2 meses, com discretização semanal apenas para o primeiro mês. O segundo mês possui duas possibilidades de cenários afluentes equiprováveis. O problema de PL sem decomposição possui 805 variáveis primais e 1.629	Nº de Iterações	-	17	4000	4000
		Tempo Comp.	1,15s	18,33s	1h 9min	5h 33min
		Custo de Operação (R\$ Milhões)	311,84	312,92	310,92	310,42
2	Esse caso tem horizonte de planejamento de 3 meses, com discretização semanal apenas para o primeiro mês. O demais meses possuem três possibilidades de cenários afluentes equiprováveis. O problema de PL sem decomposição possui 2.287 variáveis primais e 3.099 restrições.	Nº de Iterações	-	19	4000	4000
		Tempo Comp.	4,28s	1min 21s	3h 23 min	30h 27min
		Custo de Operação (R\$ Milhões)	957,25	968,05	808,21	555,64
3	Esse caso tem horizonte de planejamento de 3 meses, com discretização semanal apenas para o primeiro mês. A partir da segunda semana todos os estágios são considerados estocásticos com três possibilidades de cenários afluentes equiprováveis. O problema de PL sem decomposição possui 147.191 variáveis primais e 161.271 restrições.	Nº de Iterações	-	25	-	-
		Tempo Comp.	3h 30min	1h 43min	-	-
		Custo de Operação (R\$ Milhões)	713,70	723,03	-	-

3.4 CENÁRIOS DE DEMANDA

Esta seção visa, sobretudo, estudar a sensibilidade das metodologias de decomposição frente à variação da demanda do sistema. Para tanto, será utilizado o Caso 2, visto que os resultados apresentados pelo mesmo na seção anterior, propõem uma análise mais detalhada no tocante ao desempenho computacional das metodologias, além de não requisitar elevados tempos computacionais no processo de otimização.

Inicialmente é proposto um cenário de carga leve, com aproximadamente 48% da capacidade de geração instalada no sistema teste. Na seqüência, um outro caso, com uma demanda de energia superior, cerca de 80% da capacidade instalada, é apresentado. Este último simboliza um cenário de carga pesada. Os demais dados iniciais são mantidos conforme descrição do início do capítulo. A Tabela 3.9 indica os níveis de demanda por subsistemas para os dois cenários propostos nessa fase do trabalho.

Tabela 3.9 – Variação da demanda.

Subsistema	Demanda		
	Leve (MW)	Pesada (MW)	%
Sul	4.836,2	7.843,0	17,3
Sudeste	19.262,8	31.200,5	69,1
Nordeste	1.097,3	1.777,6	3,9
Norte	2.688,9	4.356,0	9,6

A Tabela 3.10 apresenta os resultados das simulações dos modelos computacionais mediante o cenário de carga leve. Assim como procedido na Seção 3.3.2, a RL-FX utilizou artifícios de ‘partida quente’²⁷.

Tabela 3.10 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com carga leve.

Metodologias	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	4,04s	70.722.100,0	-
PDDE	16	1min 4s	71.951.900,0	1,74%
RL-FX (Feixes)	4000	3h 21min	71.314.485,0	0,84%
RL-PC (Planos Cortantes)	4000	26h 15min	66.541.257,0	5,91%

²⁷ Pontos iniciais advindos da 4000ª iteração de uma simulação da RL-FX.

De acordo os termos estabelecidos, é interessante destacar a redução significativa da magnitude do erro da RL (FX e PC) em relação aos resultados analisados na Seção 3.3.2, fato não observado para a PDDE.

A Tabela 3.11 seguinte resume o comportamento dos modelos computacionais desenvolvidos mediante a simulação de um cenário de carga pesada.

Tabela 3.11 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com carga pesada.

Metodologias	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	3,78s	6.105.720.000,0	-
PDDE	16	1min 20s	6.247.777.000,0	2,33%
RL-FX (Feixes)	4000	3h 55min	6.214.795.600,0	1,79%
RL-PC (Planos Cortantes)	4000	25h	2.204.151.953,0	63,90%

Assim como demonstrado na Tabela 3.10, os desempenhos computacionais (tempo e número de iterações) das metodologias não sofreram alterações consideráveis quando comparada com os resultados analisados na Seção 3.3.2.

Por outro lado, no que diz respeito ao custo de operação do sistema vale destacar, neste caso, o desempenho da RL-FX quando comparado com a PDDE. Nesses casos, a magnitude do erro relativo da RL-FX em relação à solução do PL sem decomposição atingiu valores inferiores ao apresentado na Seção 3.3.2, destacando uma maior sensibilidade dessa metodologia quando submetido a diferentes cenários de demanda. Ademais, é importante comentar que os custos de operação resultantes da aplicação da RL-FX foram superiores à solução apresentada pelo problema de PL sem decomposição. Tal fato não havia ocorrido até então. Portanto, vale enfatizar que, apesar de apresentar características que indicam boas qualidades de solução, o método de Feixes utilizado nesse trabalho requer a aplicação heurística no ajuste dos parâmetros internos no intuito de inserir melhorias no critério de convergência do método.

3.5 FUNÇÃO DE PRODUÇÃO DAS USINAS HIDRELÉTRICAS

Conforme discutido no início do capítulo, esse trabalho exigiu estudos alternativos no tocante ao comportamento da FPH, uma vez que a etapa de curto prazo modela o problema do planejamento da operação energética por um problema de PL. Nesse sentido, existe a necessidade de tratar as não-linearidades associadas à FPH.

Os resultados apresentados até o momento fazem uso de uma função linear por partes discretizada em ponto estratégicos da FPH. Foi proposta uma grade de discretização composta de cinco diferentes pontos do domínio da função, levando em consideração as peculiaridades associadas a cada usina do sistema teste, da forma mais realista possível. Em geral, a função resultante desse processo é função do volume armazenado no reservatório, da vazão turbinada e vertida. Detalhes sobre esse assunto podem ser visualizados no Apêndice A.

Essa seção, contudo, tem por objetivo observar o quanto essas linearizações podem interferir no processo de otimização das metodologias, bem como analisar quais das metodologias são mais afetadas por esse procedimento. Nesse sentido, é proposta uma representação mais simplificada da FPH por meio da redução do número de aproximações lineares por partes (dois pontos do domínio da função), resultando em uma função linear por partes dependente somente da vazão turbinada.

Para análise dos resultados, utiliza-se o Caso 2, mantendo os dados iniciais descritos na Seção 3.3.2. A Tabela 3.12 mostra os resultados das metodologias mediante as considerações feitas previamente.

Tabela 3.12 – Análise comparativa entre as metodologias para o Caso 2 com novas aproximações da FPH.

Metodologias	Número de Iterações	Tempo Computacional	Custo de Operação (R\$)	Erro Relativo
PL sem Decomposição	-	3,33s	315.961.000,0	-
PDDE	23	1min 29s	316.101.000,0	0,04%
RL-FX (Feixes)	4000	2h 56min	277.052.030,0	12,31%
RL-PC (Planos Cortantes)	4000	23h 40min	232.321.296,0	26,47%

Com base nos resultados apresentados na Seção 3.3.2 e os demonstrados acima, pode-se concluir que o número de aproximações lineares interfere no processo de convergência das metodologias. Em particular, a PDDE apresentou, nesse caso, resultados mais próximos da solução do problema de PL, demonstrando que o aumento das não-diferenciabilidades, associadas à linearização da FPH, pode afetar o processo de convergência dessa metodologia. A RL, por sua vez, manteve o mesmo desempenho observado na simulação descrita anteriormente.

Ademais, os resultados da Tabela 3.12 apresentam custos operacionais mais baratos em relação à Seção 3.3.2 dado que as aproximações lineares utilizadas nesse estudo são

mais otimistas, uma vez que estão em função somente da vazão turbinada das usinas hidrelétricas.

É importante destacar também que a grade de discretização da FPH utilizada pelo modelo DECOMP é composta por um maior número de pontos do domínio da função quando comparada com a considerada neste trabalho. Tal fato resulta no aumento do número de aproximações lineares, e, por conseguinte, no acréscimo das não-diferenciabilidades associadas ao problema do planejamento da operação de curto prazo.

3.6 CONCLUSÕES

Este capítulo mostrou os resultados da implementação computacional das diferentes metodologias de otimização aplicadas ao problema do planejamento da operação de curto prazo. Inicialmente, um resumo das características do sistema teste foi apresentado, de modo a facilitar a interpretação dos resultados.

No tocante ao desempenho computacional, os melhores resultados foram obtidos mediante a resolução do problema de PL sem decomposição. Neste sentido, pode-se concluir que é viável a implementação desse modelo computacional proposto. Entretanto, foi observado que para problemas de grandes dimensões, como é o caso do problema que resulta no PMO (estimado em 300.000 variáveis e 400.000 restrições²⁸), esse modelo exige um maior tempo computacional de otimização em relação à PDDE, por exemplo.

É importante destacar o baixo desempenho computacional obtido com a Relaxação Lagrangeana. Em tese, essa metodologia, quando associada a um método robusto para maximização da função dual (método de Feixes), apresenta características que poderiam melhorar o desempenho em relação à PDDE. No entanto, tal fato não foi observado dadas as características dos subproblemas primais resultantes da aplicação desse método de decomposição. Uma sugestão seria a inserção de um termo quadrático de modo a possibilitar uma maior eficiência no processo de convergência da metodologia, no sentido de evitar as degenerâncias associadas aos subproblemas primais.

Quando a PDDE foi submetida a um maior rigor no seu critério de convergência, nenhum ganho significativo pôde ser observado. Tal fato demonstra que mesmo com o

²⁸ Tais valores foram calculados levando em consideração as características fundamentais do modelo DECOMP (o maior número de cenários considerado no planejamento de curto prazo, 500).

aumento do número de aproximações lineares, as quais buscam uma representação analítica mais realista para a FCF, a qualidade da solução dessa metodologia não sofre alterações consideráveis, o que, em geral, podem ser associados às construções de aproximações lineares idênticas (próximas), ou ainda, demonstra que os resultados das simulações iniciais (com critério de convergência igual a 0,1%) já atingiram os valores ‘ótimos’.

Quanto à qualidade das soluções primais, os resultados do problema de PL sem decomposição apresentaram as melhores soluções para os casos estudados. Tal fato representa uma vantagem desse modelo computacional desenvolvido mesmo diante de restrições quanto ao desempenho computacional na resolução de problema de grandes dimensões. Ainda nesse contexto, analisando os métodos de decomposição estudados, a PDDE apresentou resultados primais mais próximos dos reais. Conforme comentado, os resultados obtidos com a RL necessitam, em geral, de uma fase de recuperação primal dado a inviabilidade das soluções, como destacado na Seção 3.3.1.

Cabe ressaltar ainda que, o processo de linearização da função de produção das usinas hidrelétricas provoca um aumento considerável no tamanho do problema, tendo em vista o conjunto de restrições lineares inseridas para cada uma das usinas hidrelétricas do sistema estudado. Isso aumenta também o número de não-diferenciabilidades dos subproblemas, comprometendo o processo de convergência das metodologias, especialmente no caso da PDDE, conforme destacada na Seção 3.5. A variação de demanda do sistema é outro parâmetro inicial que pode provocar prejuízos computacionais às metodologias, especialmente, no tocante à qualidade da solução (RL).

Por fim, é válido destacar que, em termos práticos, a implementação do problema PL sem decomposição é bastante atrativa para problemas de médio porte. Além das qualidades supracitadas, esse algoritmo é de fácil implementação computacional.

Capítulo 4

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

Dentre as etapas do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, este trabalho foi direcionado a etapa de curto prazo, que, no caso brasileiro (considerado linear, estocástico e de grande porte) tem, atualmente, um horizonte de planejamento de dois meses, com discretização semanal para o primeiro mês (determinístico) e mensal no segundo mês (estocástico). Diante das limitações apresentadas pelo modelo que rege essa etapa do planejamento e, adicionalmente, as evoluções tecnológicas no tocante ao tratamento das informações digitais incentivam linhas investigativas no sentido de encontrar melhorias na solução do problema da etapa de curto prazo. Nesse contexto, o objetivo principal desse trabalho consistiu em analisar, de forma comparativa, metodologias de otimização estocástica quando aplicadas na solução de problemas dessa natureza. Para tanto, foi feito uso de métodos de decomposição (primais e duais), que visam dividir a estrutura do problema original, mantendo a coordenação entre as diferentes etapas do processo, bem como um método que não utiliza esse artifício (um modelo estocástico representado por um problema de PL único).

No Capítulo 2 foram apresentados detalhes sobre cada uma das metodologias utilizadas neste trabalho, destacando algumas vantagens e desvantagens relativas às mesmas, com auxílio de um exemplo numérico simples.

A Relaxação Lagrangeana - RL, por exemplo, é um método de decomposição dual que tem a propriedade de decompor o problema original em subproblemas mais simples de serem resolvidos. Essa metodologia possibilita também diferentes métodos de decomposição, ou seja, modos distintos de dualizar as restrições de acoplamento do problema. A estratégia de solução proposta nesse trabalho fez uso de variáveis artificiais de volume, no intuito de quebrar o acoplamento temporal do problema. A formulação do problema como um de problema de PL e segundo a PDDE também foi apresentada neste capítulo. Algumas simplificações em relação ao problema de grande porte, descritas no início do Capítulo 3, foram consideradas.

O Capítulo 3 foi dedicado a apresentar os resultados das metodologias quando aplicadas a uma configuração reduzida do Sistema Interligado Nacional – SIN (aproximadamente 60% de sua capacidade de geração instalada) para diferentes horizontes e cenários afluentes. Os principais aspectos observados nesse estudo foram: os tempos computacionais, os valores dos custos de operação para o horizonte estudado, a qualidade das soluções primais e, por fim, a sensibilidade aos dados de entrada do problema.

No tocante aos tempos computacionais, foram registrados bons resultados na resolução do problema de PL sem decomposição, embora apresente limitações quando aplicado a problema de grandes dimensões. A PDDE mostrou eficiência em seu processo de convergência, resultando em tempo computacionais aceitáveis, proporcionais ao tamanho do problema. Por outro lado, a RL sofreu com as características dos problemas primais, não apresentando resultados satisfatórios.

Os custos operacionais e as soluções primais de melhor qualidade foram resultantes da solução do problema de PL sem decomposição. As inviabilidades das soluções resultantes da implementação da RL estão associadas às características inviáveis de suas soluções primais, além dos problemas no processo de maximização da função dual. De outra forma, a RL, limitada por um número de iterações, não conseguiu atingir o máximo da função dual no seu processo iterativo. A sugestão seria inserir um termo quadrático, que agregaria uma maior estabilidade a esse processo. No entanto, tal procedimento passaria a requerer o uso de um *software* de solução de problemas quadráticos durante o processo de otimização dessa metodologia.

De acordo com resultados do Capítulo 3, é importante ressaltar que o número de aproximações resultantes do processo de linearização da função de produção das usinas hidrelétricas afeta diretamente a convergência das metodologias. A PDDE, que já aproxima funções lineares não-diferenciáveis por um conjunto de aproximações lineares por partes durante seu processo iterativo, mostrou-se a mais sensível ao incremento das aproximações lineares que compõe a FPH linear por partes. Tal fato tende a ocasionar problema de instabilidade numérica, prejudicando, conseqüentemente, o processo de convergência desse método.

Portanto, com o objetivo de observar o comportamento da PDDE frente o aumento das não-diferenciabilidades resultantes do processo de linearização da FPH, propõe-se estudos que resultem em uma grade de discretização que aproxime a FPH de uma maneira mais realista (maior número de pontos). Tal fato aumenta consideravelmente a complexidade do problema (aumento do número de restrições), o que possibilita analisar as conseqüências desse processo na solução de cada uma das metodologias.

Ademais, a RL, apesar das limitações supracitadas, quando dispôs de pontos iniciais de boa qualidade, levou à melhorias consideráveis na qualidade da solução do problema. Logo, esses resultados induzem a busca de soluções alternativas que possam usufruir desse artifício. Em outras palavras, diferentes estratégias de decomposição, bem como outros métodos duais, com características semelhantes à RL, apresentam características promissoras quando aplicados à solução de problemas dessa natureza.

O Lagrangeano Aumentado - LA é um exemplo de método dual de decomposição que possibilita decomposição por cenários, diferente da decomposição por nó proposta neste trabalho. Esse método tem características peculiares que indicam bons resultados quando aplicados a problemas de grande porte, como é o caso do problema que define PMO. O LA consiste em um método iterativo que compartilha a mesma idéia da RL. Porém, esse método decompõe o problema original em subproblemas quadráticos, o que podem tornar mais eficiente o processo de convergência da metodologia, além de possibilitar um tratamento mais adequado das não-diferenciabilidades associadas ao problema de curto prazo. Esse método, diferente da RL, que exige uma etapa de recuperação primal tendo em vista as inviabilidades geradas em suas soluções primais,

assegura soluções primais viáveis, em decorrência dos termos quadráticos inseridos na função objetivo do problema.

Ainda no tocante às sugestões para desenvolvimentos futuros, é interessante utilizar uma configuração hidrotérmica mais detalhada e com uma capacidade próxima da capacidade instalada no SIN, com base nos dados do PMO. Adicionalmente, a modelagem dos diferentes patamares de carga (leve, médio e pesado), entre outras não consideradas neste trabalho, podem possibilitar uma melhoria do modelo estocástico, e, por conseguinte, uma análise mais apurada dos resultados.

Por fim, cabe ressaltar que as metodologias de decomposição duais citadas anteriormente, ainda possibilitam a utilização de processamento paralelo, cooperando para uma maior eficiência no processo de otimização.

Apêndice A

Função de Produção Linear por Partes das Usinas Hidrelétricas

A geração de energia de uma usina hidrelétrica é definida por uma função de produção não-linear que relacionam variáveis como, altura de queda líquida, rendimento do grupo turbina-gerador e vazão turbinada das unidades, podendo ser representada por (FORTUNATO et al, 1990; SILVA, 2001; FINARDI, 2003, TAKIGAWA, 2006):

$$Ph = G\eta hlQ \quad (\text{A.1})$$

em que:

- Ph é a potência ativa de saída da usina (MW);
- G constante com valor de $9,81 \cdot 10^{-3}$ ($\text{kg}/\text{m}^2\text{s}^2$);
- Q vazão turbinada da usina (m^3/s);
- hl altura de queda líquida (m) da usina;
- η rendimento do grupo turbina-gerador.

O rendimento do grupo turbina-gerador, η , é modelado por uma função não-linear dependente da altura de queda líquida e da vazão turbinada na usina (FINARDI, 2003). É normalmente expresso por meio de curvas de desempenho da turbina, denominadas curvas-colina.

A altura de queda líquida é representada pela diferença entre a altura de queda bruta média e as perdas hidráulicas nos condutos forçados. Pode ser expressa por:

$$hl = hb - \text{perdas} \quad (\text{A.2})$$

em que:

hb altura de queda bruta (m) da usina.

A queda bruta média de operação de uma usina, por sua vez, é representada pela diferença entre as cotas de montante e jusante. Matematicamente, é definida por:

$$hb = fcm - fcj \quad (A.3)$$

em que:

fcm é a função de cota de montante da usina;

fcj é a função de cota de jusante da usina.

A função de cota de montante expressa a relação entre a cota de montante e o volume armazenado no reservatório. No caso brasileiro, essa função é, em geral, representada por um polinômio de quarta ordem, depende do volume do reservatório. Por outro lado, a função de cota de jusante relaciona o valor da cota de jusante da usina e a vazão defluente da mesma. Essa função é também aproximada por um polinômio de quarta ordem, expresso em função da vazão defluente da usina (FINARDI, 2003; TAKIGAWA, 2006).

Convém destacar que a Equação (A.1) é, na verdade, uma representação aproximada da potência de saída de uma usina hidrelétrica, uma vez que considera as unidades geradoras de forma agregada, tal como é considerado na etapa do planejamento de curto prazo. A Figura A.1 ilustra a FPH da usina de São Simão segundo a Equação (A.1).

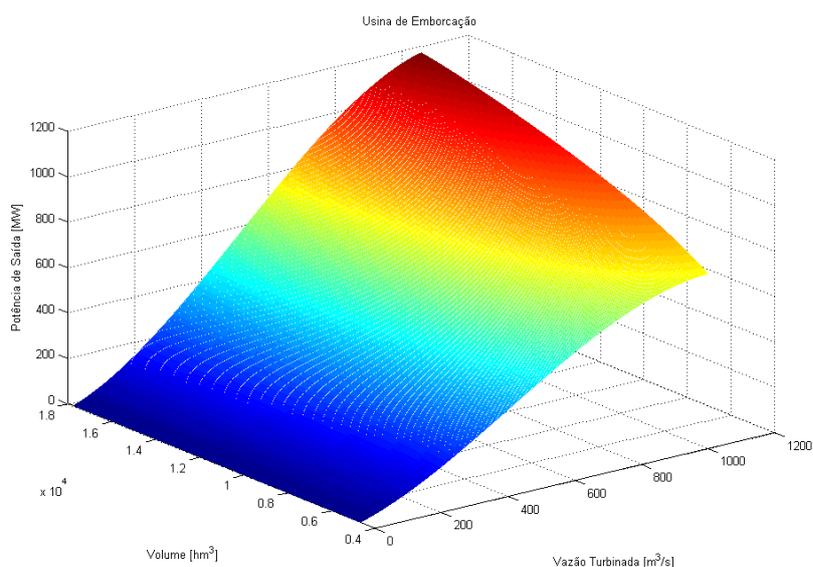


Figura A.1 - Função de Produção da usina de Emborcação.

No entanto, conforme detalhado nesse trabalho, o modelo de curto prazo representa a FPH por uma função aproximada, linear por partes, a qual é o objetivo desse apêndice.

De acordo com a Seção 2.2.1, a idéia inicial consiste em construir uma envoltória côncava tangente à FPH, de modo a representar, da melhor forma, a FPH não-linear. Para tanto, é utilizado aproximações de Taylor de primeira ordem para diversos pontos do domínio da função gerando um conjunto de K planos tangentes à FPH. A escolha desses pontos inclui algumas heurísticas, as quais levam em consideração os limites operativos das usinas.

Inicialmente, foi proposta uma discretização em diversos pontos do domínio da função. Contudo, pôde-se observar que a escolha aleatória de tais pontos pode gerar inviabilidades numéricas na representação dessas aproximações lineares. Em outras palavras, o conjunto restrito formado pelas aproximações lineares da FPH pode gerar uma região inviável no tocante à operação das usinas hidrelétricas, como, por exemplo, uma potência de saída negativa²⁹.

²⁹ Para exemplificar, um ponto que represente fisicamente o volume mínimo do reservatório, vazão turbinada máxima e vertimento nulo de uma determinada usina do sistema pode ser considerado operacionalmente inviável, em especial para usinas com um reservatório de grande dimensão, pois, nesse caso, haveria a necessidade de um determinado cenário afluente que propiciasse uma vazão turbinada máxima das unidades da usina ao longo de um estágio do período de planejamento.

Nesse contexto, foi proposta uma grade de discretização com um número reduzido de pontos, porém que consiga representar a FPH original sem, todavia, gerar inviabilidades operativas. Os pontos utilizados nesse processo estão apresentados na Tabela A.1, a seguir.

Tabela A.1 – Grade de discretização 1.

Pontos do Domínio da Função		
v	Q	s
Mínimo	Nulo	Nulo
Médio	Mínimo	Nulo
Médio	Q1	Nulo
Médio	Q2	Nulo
Máximo	Q3	s1
Máximo	Máximo	s2

Para exemplificar o processo de linearização da FPH, os dados apresentados na Tabela A.2 são referentes à usina de Emborcação. A operação dessa usina não conta com a variável de vertimento, o que facilita o exemplo apresentado na seqüência. Por conseguinte, a Tabela A.3 destaca os pontos do domínio da função em que serão realizadas as aproximações lineares da FPH.

Tabela A.2 – Dados da Usina de Emborcação.

Usina	Potência Máxima (MW)	Volume Máximo (hm ³)	Volume Mínimo (hm ³)	Vertimento Máximo (m ³ /s)	Vazão Máxima (m ³ /s)
Emborcação	1.192,0	17.725,0	4.669,0	0,0	1.048,0

Tabela A.3 – Pontos do domínio da função de produção da usina de Emborcação.

Identificação	v (hm ³)	Q (m ³ /s)
1	4.669,0	0,0
2	11.197,0	1.048,0
3	11.197,0	938,0
4	11.197,0	828,0
5	17.725,0	1.048,0

A aplicação das aproximações de Taylor de primeira ordem nos pontos apresentados acima resulta no conjunto de Inequações (de acordo com a Inequação 2.2.1) descritas a seguir.

$$Ph_1 - 0,42696Q \leq 0 \quad (A.4)$$

$$Ph_2 - 0,22645Q - 0,03194\bar{v} \leq 426 \quad (A.5)$$

$$Ph_3 - 0,59075Q - 0,02923\bar{v} \leq 96,56 \quad (A.6)$$

$$Ph_4 - 0,88026Q - 0,02544\bar{v} \leq -119,576 \quad (A.7)$$

$$Ph_5 - 0,35367Q - 0,0169\bar{v} \leq 518,54 \quad (A.8)$$

Os índices associados a cada uma das aproximações lineares acima fazem referência aos pontos em que foram realizadas as aproximações.

De forma a analisar a viabilidade de tais aproximações, a Tabela A.4 dispõe os valores da potência de saída da usina mediante a substituição de cada um dos pontos da grade de discretização. Os valores destacados indicam a região viável.

Tabela A.4 – Análise de viabilidade das aproximações lineares.

Pontos		Potência de Saída				
v (hm ³)	Q(m ³ /s)	Ph1	Ph2	Ph3	Ph4	Ph5
4.669	0	≤ 0	≤ 597,6	≤ 575	≤ 232	≤ -0,79
11.197	1.048	≤ 447	≤ 1188	≤ 1229	≤ 1230	≤ 1254
11.197	938	≤ 447	≤ 1077	≤ 1020	≤ 1039	≤ 1097
11.197	828	≤ 400	≤ 1038	≤ 995	≤ 974	≤ 990
17.725	1.048	≤ 353	≤ 1000	≤ 970	≤ 910	≤ 893

De acordo com o estabelecido, pode-se observar que a aproximação Ph_1 representa a restrição dominante desse conjunto de restrições, ou seja, limita a potência de saída da usina em valores aquém dos quais eram almejados, dado os pontos em que foram efetuadas as aproximações. Ademais, a aproximação Ph_5 determinou potência negativa da usina para o caso de não operação da mesma. No entanto, tal resultado é fisicamente inviável. A Figura A.2 ilustra a análise gráfica desse resultado, desconsiderando as variáveis de volume e vazão vertida.

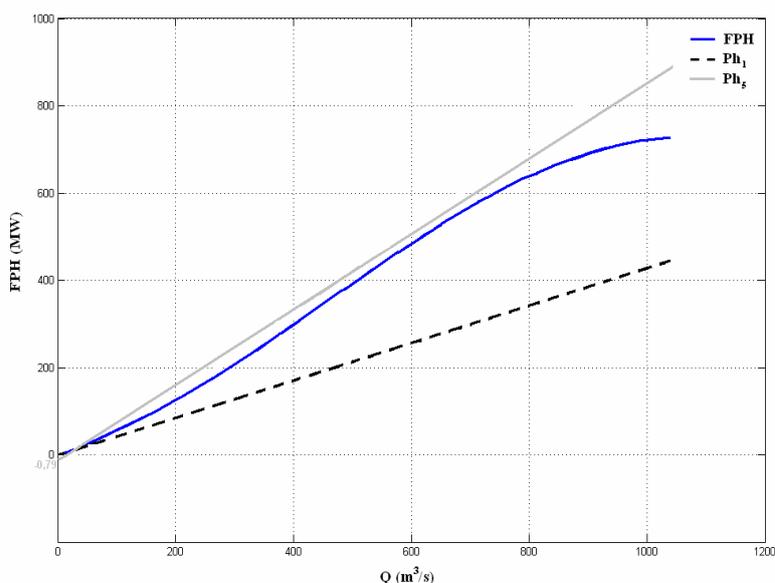


Figura A.2 – Análise gráfica da região viável.

De acordo com a figura acima, nota-se que a região viável esta delimitada por Ph_1 e Ph_5 , e, conseqüentemente, ratifica a inviabilidade demonstrada na Tabela A.4.

Nesse sentido, deve-se proceder de modo a encontrar uma grade de discretização que não inviabilize a solução do problema, além de retratar um valor da energia produzida correspondente com um valor próximo da FPH. Logo, a Tabela A.5 destaca os novos pontos do domínio da função onde serão realizadas novas aproximações de Taylor de primeira ordem.

Tabela A.5 – Novos pontos do domínio da função de produção da usinas de Emborcação.

Pontos	v (hm ³)	Q (m ³ /s)
1	11.197,0	1.048,0
2	11.197,0	943,0
3	11.197,0	838,0
4	17.725,0	1.048,0

Nota-se que, diferente do caso anterior, somente quatro pontos compõe a grade de discretização. Isso visa determinar um conjunto restrito que mais se aproxime da FPH. Tais pontos resultam no seguinte conjunto de aproximações lineares:

$$Ph_1 - 0,22645Q - 0,03194\bar{v} \leq 426 \quad (A.9)$$

$$Ph_2 - 0,5758Q - 0,02918\bar{v} \leq 108,96 \quad (A.10)$$

$$Ph_3 - 0,85708Q - 0,02578\bar{v} \leq -104,16 \quad (A.11)$$

$$Ph_4 - 0,35367Q - 0,0169\bar{v} \leq 518,54 \quad (A.12)$$

A Tabela A.6 apresenta a análise das aproximações (A.9)-(A.12) de acordo com a grade de discretização proposta.

Tabela A.6 – Análise da viabilidade do conjunto restrito.

Pontos		Potência de Saída			
v (hm ³)	Q (m ³ /s)	$Ph 1$	$Ph 2$	$Ph 3$	$Ph 4$
4.669	0	≤ 575	≤ 244	≤ 16,66	≤ 597,6
11.197	1.048	≤ 1020	≤ 1039	≤ 1096	≤ 1077
11.197	943	≤ 995	≤ 974	≤ 988	≤ 1038
11.197	838	≤ 970	≤ 910	≤ 894	≤ 1000
17.725	1.048	≤ 1229	≤ 1230	≤ 1251	≤ 1188

De acordo com os valores mostrados na tabela, convém observar que as aproximações lineares resultantes desse processo retratam valores coerentes para a potência de saída da usina, ainda que de forma aproximada. Por exemplo, a linearização em torno do ponto (v^{\max} , Q^{\max}) resultou em um valor de potência igual a 1188 MW, o qual

é muito próximo da potência máxima da usina, igual a 1192 MW. É importante comentar ainda que embora esse processo tenha desconsiderado o ponto $(v^{\min}, Q=0)$, uma outra aproximação linear possibilitou a representação operativa desse ponto, Ph_3 , como demonstrado na Tabela A.6. Em especial para essa usina, esse ponto não foi aproximado da forma mais adequada. No entanto, como se trata de um ponto pouco provável de operação e não é foco deste trabalho uma abordagem detalhada desse assunto, tais aproximações lineares satisfazem o objetivo dessa etapa do trabalho.

A Figura A.3 ilustra a função de produção linear por partes da usina de Emborcação após o processo descrito acima.

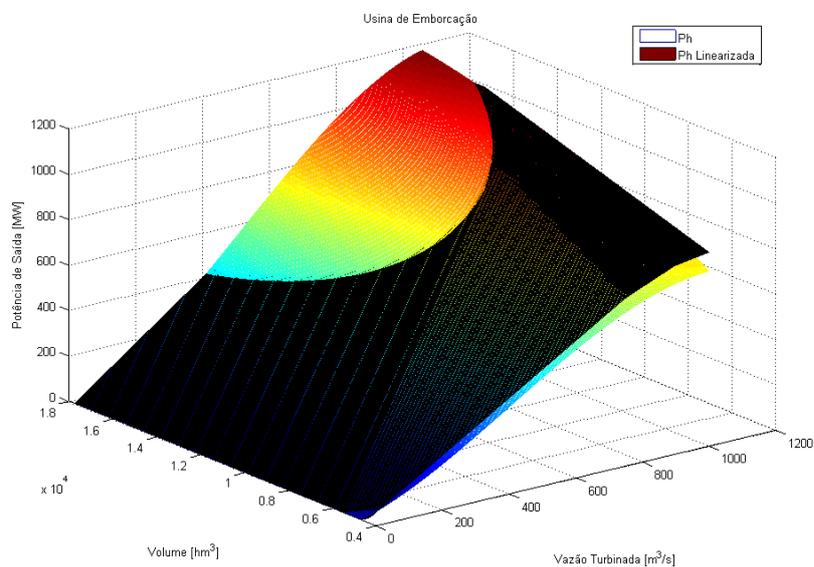


Figura A.3 – Função de Produção linear por partes da Usina de Emborcação.

Apêndice B

Dados Complementares

O sistema hidrotérmico utilizado neste trabalho foi baseado em dados reais do Sistema Interligado Nacional – SIN obtidos no PMO de 2006 (ONS, 2006), no Sistema de Informações do Potencial Hidrelétrico Brasileiro – SIPOT (ELETROBRÁS/DPE, 1998) e no HidroEdit. Conforme comentado, o sistema é constituído de 20 usinas termelétricas e 21 usinas hidrelétricas, que juntas somam 57.085,98 MW (60% da capacidade instalada do SIN). Alguns dados relativos a esse sistema já foram apresentados ao longo do texto. Portanto, essa seção visa complementar as informações relativas ao sistema hidrotérmico, bem como destacar algumas aproximações utilizadas.

B.1 USINAS HIDRELÉTRICAS

A Tabela B.1 apresenta as características das usinas hidrelétricas do sistema hidrotérmico utilizado neste trabalho. As potências, vertimentos e vazões mínimas foram consideradas nulas.

As produtibilidades apresentadas na Tabela B.1 foram utilizadas no tratamento da FCF advinda da etapa de médio de prazo, conforme descrito na Seção 2.2.2.

Tabela B.1 – Dados das Usinas Hidrelétricas.

Usina	Potência Máxima (MW)	Produtibilidade (MW/hm ³)	Volume Máximo (hm ³)	Volume Mínimo (hm ³)	Vertimento Máximo (m ³ /s)	Vazão Máxima (m ³ /s)
Foz do Areia	1.676,0	0,008927	5.779,0	1.974,0	2.752,0	1.376,0
Itá	1.450,0	0,008927	5.100,0	5.100,0	7.950,0	1.590,0
Machadinho	1.140,0	0,008927	3.340,0	2.283,0	6.555,0	1.311,0
Passo Fundo	220,0	0,008926	1.589,0	185,0	520,0	104,0
Salto Caxias	930,8	0,008829	3.573,0	3.473,0	4.200,0	2.100,0
Salto Osório	1.078,0	0,008829	1.124,0	1.024,0	3.568,0	1.784,0
Salto Santiago	1.420,0	0,008829	6.775,0	2.662,0	3.152,0	1.576,0
Segredo	1.260,0	0,009026	2.950,0	2.562,0	2.536,0	1.268,0
Água Vermelha	1.396,2	0,008829	11.025,0	5.856,0	14.790,0	2.958,0
Emborcação	1.192,0	0,008731	17.725,0	4.669,0	5.240,0	1.048,0
Furnas	1.312,0	0,008633	22.950,0	5.733,0	6.560,0	1.312,0
Ilha Solteira	3.444,0	0,008829	21.060,0	8.232,0	28.197,0	9.399,0
Itumbiara	2.280,0	0,008829	17.027,0	4.573,0	3.866,4	3.222,0
Marimondo	1.488,0	0,008535	5.887,0	890,0	14.720,0	2.944,0
São Simão	2.670,0	0,009025	12.540,0	7.000,0	13.350,0	2.670,0
Serra da Mesa	1.275,0	0,009124	54.400,0	11.150,0	6.075,0	1.215,0
Três Marias	396,0	0,008564	19.528,0	4.250,0	4.620,0	924,0
Porto Primavera	1.540,0	0,009133	20.000,0	14.400,0	19.376,0	9.688,0
Itaipu	12.600,0	0,009025	29.000,0	28.200,0	23.652,0	11.826,0
Sobradinho	1.050,0	0,009023	34.116,0	5.447,0	8.556,0	4.278,0
Tucuruí	8.325,0	0,009182	45.500,0	13.487,0	27.696,0	13.848,0

B.2 VAZÕES AFLUENTES

Os valores das vazões afluentes incrementais semanais, retiradas do PMO de julho e junho de 2006, estão indicados nas Tabela B.2 e Tabela B.3, em m³/s, respectivamente. Quando houve a necessidade de representar a estocasticidade das vazões afluentes incrementais semanais, foi feito um ‘mix’ entre as vazões incrementais semanais obtidas no PMO de julho de 2006 (Tabela B.2), com as utilizadas no PMO de junho de 2006 (Tabela B.3).

Tabela B.2 – Afluências Incrementais Semanais (Junho).

Usinas	Junho			
	semana1	semana2	semana 3	semana4
Foz do Areia	143	175	216	249
Itá	115	172	200	246
Machadinho	138	254	299	366
Passo Fundo	14	33	35	35
Salto Caxias	88	96	60	101
Salto Osório	21	22	16	18
Salto Santiago	9	4	25	4
Segredo	21	15	26	23
Água Vermelha	201	173	108	150
Emborcação	292	281	269	236
Furnas	167	197	184	181
Ilha Solteira	672	638	605	550
Itumbiara	181	166	171	151
Marimbondó	454	387	387	379
São Simão	655	621	578	607
Serra da Mesa	258	259	228	231
Três Marias	229	221	218	214
Porto Primavera	615	717	634	698
Itaipu	1302	1249	1114	1135
Sobradinho	801	818	797	780
Tucuruí	3790	3384	3137	2830

Tabela B.3 – Afluências Incrementais Semanais (Julho).

Usinas	Julho				
	semana1	semana2	semana 3	semana4	semana5
Foz do Areia	134	190	213	140	179
Itá	157	201	219	143	131
Machadinho	161	188	229	212	195
Passo Fundo	39	40	39	18	20
Salto Caxias	95	103	103	94	94
Salto Osório	22	4	19	22	17
Salto Santiago	26	8	29	14	29
Segredo	29	36	42	36	50
Água Vermelha	94	91	106	155	162
Emborcação	286	274	242	270	244
Furnas	322	279	246	212	219
Ilha Solteira	540	537	466	539	469
Itumbiara	164	160	153	144	123
Marimbondó	223	245	277	355	331
São Simão	663	618	633	624	620
Serra da Mesa	205	205	177	248	204
Três Marias	237	231	225	214	217
Porto Primavera	806	719	759	775	789
Itaipu	1390	1046	1119	1245	1229
Sobradinho	801	815	793	782	777
Tucuruí	3208	2884	2769	3011	2823

As tabelas a seguir, Tabela B.4, Tabela B.5 e Tabela B.6, mostram as vazões incrementais mensais aos reservatórios do sistema, em seus valores mínimos, médios e

máximos registrados, em m³/s. É importante registrar que esses valores são aproximados, visto que o histórico lista as vazões naturais aos reservatórios, e não as vazões incrementais (resultantes das chuvas). Para tanto, foi utilizado o artifício de subtrair as vazões naturais das usinas a montante de forma a restar somente o valor relativo à vazão incremental das usinas estudadas³⁰.

Nos estudos de casos efetuados neste trabalho, a estocasticidade das vazões afluentes mensais foi simulada com base nos dados apresentados nas tabelas abaixo. Quando havia duas possibilidades de afluências equiprováveis, foram utilizados os dados das vazões afluentes mínimas e médias. Consequentemente, quando havia três possibilidades de vazões incrementais mensais, as três possibilidades (mínima, média e máxima) foram utilizada de modo a representar os meses subseqüentes ao mês inicial do estudo (julho). Por exemplo, se o horizonte considerado fosse quatro meses a frente, as afluências referentes aos meses de agosto, setembro, outubro e novembro era utilizadas como dados de entrada do problema.

Tabela B.4 – Vazões Incrementais Mensais Mínimas.

Usinas	Vazões Mínimas											
	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Foz do Areia	128	150	207	164	92	115	101	87	104	143	187	82
Itá	25	38	43	23	23	43	75	39	49	84	40	31
Machadinho	12	11	39	10	17	9	8	9	33	53	49	19
Passo Fundo	6	6	3	2	3	7	14	9	10	12	8	6
Salto Caxias	82	66	60	17	45	53	43	29	45	45	99	82
Salto Osório	9	9	5	9	3	7	7	3	6	8	13	5
Salto Santiago	34	43	40	43	27	29	29	15	23	27	44	15
Segredo	30	8	45	31	28	24	20	14	26	40	60	24
Água Vermelha	183	81	100	106	118	87	81	66	88	65	92	101
Emborcação	132	146	222	136	82	76	55	50	52	46	70	83
Furnas	429	208	300	269	203	171	150	126	146	130	166	222
Ilha Solteira	260	534	387	318	335	477	467	372	281	346	534	259
Itumbiara	94	158	183	162	63	85	55	66	38	32	137	79
Marimbondo	170	178	412	274	154	135	143	120	164	198	148	151
São Simão	405	228	618	433	360	269	208	183	188	177	209	170
Serra da Mesa	434	432	554	330	215	145	111	97	99	98	216	340
Três Marias	221	219	287	157	137	64	58	80	94	86	210	163
Porto Primavera	494	154	276	512	454	540	458	320	232	392	187	634
Itaipu	1582	1805	1425	1165	1002	868	629	462	638	254	150	1524
Sobradinho	1400	1187	1398	914	688	744	573	540	401	411	615	918
Tucuruí	2251	4459	6076	10085	5270	2597	1323	981	807	660	674	1298

³⁰ As vazões mínimas e médias aos reservatórios fizeram o uso da regra supracitada. Porém, as vazões máximas registradas pelo histórico mostraram-se elevadas, indicando a possibilidade de resultados irreais. Nesse sentido, para representar um cenário de vazões afluentes máximas foi considerado uma vazão 10% superior aos resultados obtidos com as vazões afluentes incrementais médias.

Tabela B.5 – Vazões Incrementais Mensais Médias.

Usinas	Vazões Médias											
	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Foz do Areia	128	150	207	164	92	115	101	87	104	143	187	82
Itá	174	229	174	194	301	353	398	399	460	481	277	211
Machadinho	77	85	69	105	147	181	215	188	216	204	158	99
Passo Fundo	35	35	29	36	54	68	74	73	81	86	58	46
Salto Caxias	221	248	206	224	325	385	339	279	310	428	335	247
Salto Osório	36	42	37	35	46	54	52	42	45	74	57	42
Salto Santiago	113	123	87	113	163	195	186	127	167	231	160	111
Segredo	168	187	158	150	190	230	216	174	204	263	217	174
Água Vermelha	372	443	421	320	218	183	152	132	125	145	168	232
Emborcação	573	582	538	385	246	190	153	124	111	134	229	411
Furnas	1.157	1.129	1.011	689	506	418	341	277	293	342	474	813
Ilha Solteira	768	872	881	688	475	408	351	284	304	333	382	516
Itumbiara	433	449	453	318	204	164	124	96	87	106	167	302
Marimbondo	632	787	711	553	402	348	288	250	238	253	307	451
São Simão	1.197	1.266	1.280	1.009	682	543	444	373	354	408	563	876
Serra da Mesa	1.445	1.667	1.529	1.079	575	397	300	233	225	324	557	1.066
Três Marias	1.459	1.378	1.125	748	453	339	274	225	222	304	611	1.094
Porto Primavera	836	1.060	1.079	998	877	865	693	592	590	643	660	646
Itaipu	1.510	1.810	1.720	1.673	1.862	1.865	1.602	1.283	1.420	1.828	1.616	1.542
Sobradinho	3.212	3.536	3.652	2.970	1.835	1.213	1.024	899	782	819	1.242	2.229
Tucuruí	8.380	12.188	15.159	16.625	11.336	4.993	2.579	1.717	1.199	1.129	1.727	3.789

Tabela B.6 – Vazões Incrementais Mensais Máximas.

Usinas	Vazões Máximas											
	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Foz do Areia	141	165	228	180	101	127	111	96	114	157	206	90
Itá	191	252	191	213	331	388	438	439	506	529	305	232
Machadinho	85	94	76	116	162	199	237	207	238	224	174	109
Passo Fundo	39	39	32	40	59	75	81	80	89	95	64	51
Salto Caxias	243	273	227	246	358	424	373	307	341	471	369	272
Salto Osório	40	46	41	39	51	59	57	46	50	81	63	46
Salto Santiago	124	135	96	124	179	215	205	140	184	254	176	122
Segredo	185	206	174	165	209	253	238	191	224	289	239	191
Água Vermelha	409	487	463	352	240	201	167	145	138	160	185	255
Emborcação	630	640	592	424	271	209	168	136	122	147	252	452
Furnas	1.273	1.242	1.112	758	557	460	375	305	322	376	521	894
Ilha Solteira	845	959	969	757	523	449	386	312	334	366	420	568
Itumbiara	476	494	498	350	224	180	136	106	96	117	184	332
Marimbondo	695	866	782	608	442	383	317	275	262	278	338	496
São Simão	1.317	1.393	1.408	1.110	750	597	488	410	389	449	619	964
Serra da Mesa	1.590	1.834	1.682	1.187	633	437	330	256	248	356	613	1.173
Três Marias	1.605	1.516	1.238	823	498	373	301	248	244	334	672	1.203
Porto Primavera	920	1.166	1.187	1.098	965	952	762	651	649	707	726	711
Itaipu	1.661	1.991	1.892	1.840	2.048	2.052	1.762	1.411	1.562	2.011	1.778	1.696
Sobradinho	3.533	3.890	4.017	3.267	2.019	1.334	1.126	989	860	901	1.366	2.452
Tucuruí	9.218	13.407	16.675	18.288	12.470	5.492	2.837	1.889	1.319	1.242	1.900	4.168

Referências Bibliográficas

AGENCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. *Capacidade de geração do Brasil*. Acesso em 23 de abril de 2007. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/15.htm>.

ARARIPE NETO, T. de A.; COTIA, C. B. et al. Comparison of Stochastic and Deterministic Approaches in Hydrothermal Generation Scheduling. *IFAC Eletrical Energy System*. p. 201-206, Rio de Janeiro, 1985

BACAUD, L.; LEMARÉCHAL, C. et al. Bundle Methods in Stochastic Optimal Power Management: a Disaggregated Approach Using Preconditioners. *Computational Optimization and Applications*. Netherlands, Dec. 2001.

BARQUÍN, J.; CENTERO, E. et al. Medium-term Hydro Operation in a Competitive Electricity Market. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRIC POWER ENGINEERING. *Power Tech Budapest 99*. p. 46. 1999.

BARQUÍN, J.; CENTERO, E. et al. Medium-term Generation programming in Competitive environments: a new optimization approach for market equilibrium computing. In: IEE GENERATION, TRANSMISSION AND DISTRIBUTION. *Proceedings*. v. 151, n. 1, p. 119-126. Jan. 2004.

BAZARAA, S. M.; SHETTY, C. M. *Nonlinear Programming*. Atlanta : John Wiley & Sons, 1979.

BELLMAN, R. *Dynamic Programming*, Princeton, N. J.: Princeton University Press, 1957.

BELLONI, A.; LIMA, A. L. D. S et al. Bundle Relaxation and Primal Recovery in Unit Commitment Problems. The Brazilian Case. *Annuals of Operations Research*, v. 120, p. 21-44, Volume on OR models for Energy Policy, Planning and Management, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 2003.

BENDERS, J. F. Partitioning Procedures for Solving Mixed Variables Programming Problems. *Numerisclle Mathematik*, v. 4, p. 238-252, 1962.

BERTSEKAS, D. P. *Nonlinear Programming*. 2 ed., Belmont : Athena Scientific, 1999.

BIRGE, J. R.; LOUVEAUZ, F. *Introduction to Stochastic Programming. Springer Series in Operations Research*. 1 ed., New York, Springer-Verlag, 1997.

CABERO, J.; BAÍLLO, A. et al. A Medium-Term Integrated Risk Management Model for a Hydrothermal Generation Company. *IEEE Transactions on Power Systems*. v. 20, n 3, p. 1379-1388, Aug. 2005.

CEPEL. Modelo NEWAVE – Manual de Referência Versão 8.3. Rio de Janeiro, 2000.

CEPEL. Modelo DECOMP – Manual de Referência Versão 11.0. Rio de Janeiro, 2003.

CHRISTOFORIDIS, M.; AGANAGIC, M. et al. Long-Term/Mid-Term resource optimization of a hydrodominant power system using interior point method. *IEEE Transactions on Power Systems*, Utah, v. 11, n. 1, p. 287-294, Feb. 1996.

CONTAXIS, G. C.; KAVATZA, S. D. Hydrothermal scheduling of a multireservoir power system with stochastic inflows. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 5, n 3, p. 766-773, Ago. 1990.

DINIZ, A. S. L. Modelagem da Função de Produção Energética das Usinas Hidroelétricas nos Modelos de Otimização do Planejamento a Curto Prazo e da Programação do Despacho de Sistemas Hidrotérmicos Interligados. In: IX SIMPÓSIO DE ESPECIALISTAS EM PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO E EXPANSÃO ELÉTRICA – SEPOPE (IX.:Maio: Rio de Janeiro). Rio de Janeiro, 2004.

ELETROBRÁS/DPE; PPE/COPPE/UFRJ; 1998. *SIPOT v. 4.0 – Sistema de Informação do Potencial Hidrelétrico Brasileiro – Guia do Usuário*.

ENAMORADO, J. C.; RAMOS, A. et al. Multi-Area Decentralized Optimal Hydro-Thermal Coordination by the Dantzig-Wolfe Decomposition Method. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER. *Meeting*. Seattle, v. 4, p. 2027-2032, July 2000.

FERREIRA, L. A. F. M.; ANDERSSON, T. et al. Short-term resource scheduling in multi-area hydrothermal power systems. *Electrical Power Energy System*, v. 11, n. 3, 1989.

FIRNARDI, E. C. *Alocação de Unidades Geradoras Hidrelétricas em Sistemas Hidrotérmicos Utilizando Relaxação Lagrangeana e Programação Quadrática*

Seqüencial. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis - Brasil, 2003.

FIRNARDI, E. C.; SILVA, E. L. Unit commitment of single hydroelectric plant, *Electric power Systems Research*, v. 75, p. 116-123, 2005.

FORTUNATO, L. A. M.; ARARIPE NETO, T. A. A.; ALBUQUERQUE, J. C. R.; PEREIRA, M. V. F. *Introdução ao Planejamento da Expansão e Operação de Sistemas de Produção de Energia Elétrica*, Rio de Janeiro – Brasil : Editora Universitária, 1990.

FOURER, R.; LOPES, L. A Management for Decompositions in Stochastic Programming. *Annals of Operations Research*, Netherlands, Feb. 2006.

FUENTES-LOYOLA, R.; QUINTANA, V. H. et al. A Performance Comparison of a Primal-Dual Interior Point Method Vs Lagrangian Relaxation to Solve the Medium Term Hydro-Thermal Coordination Problem. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER. *Meeting*, Seattle, v. 4, p. 2255-2260, July 2000.

FUENTES-LOYOLA, R.; QUINTANA, V. H. Medium-Term Hydrothermal Coordination by Semidefinite Programming. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 18, n. 4, p. 1515-1522, Nov. 2003.

GORENSTIN, B. G.; CAMPODONICO, N. M. et al. Stochastic Optimization of a Hydro-Thermal System Including network Constraints. *IEEE Transactions on Power Systems*, Baltimore, v. 7, n. 2, p. 791-797, May 1992.

GUAN, X.; LUH, P. et al. Nonlinear Approximation Method in Lagrangian Relaxation-Based Algorithms for Hydrothermal Scheduling. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 10, n. 2, p. 771-778, May 1995.

ILOG. ILOG CPLEX 7.1 User's Manual, Mar. 2001.

KLIGERMAN, A. S. *Operação Ótima de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados Utilizando Programação Dinâmica Estocástica Dual*. . Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – FEE, Universidade Estadual de Campinas. Campinas - Brasil, 1992.

LEMARÉCHAL, C.; PELLEGRINO, F. et al. Bundle Methods Applied to the Unit Commitment Problem. *System Modeling and Optimization*, p. 395-402, Chapman and Hall, 1996.

LEMARÉCHAL, C; RENAUD, A. A geometric study of duality gaps, with applications. *Mathematical Programming*, Berlin, v. 90, n. 3, p. 399-427, May 2001.

LEMARÉCHAL, C.; SAGASTIZÁBAL, C. Use of Code N1CV2, Inria, France, 2002.

LIMA, A. L. D. S. *Uma Estratégia de Decomposição por Relaxação Lagrangeana para a Otimização da Programação Diária da Operação de Sistemas Hidrotérmicos com Modelagem Detalhada na Rede Elétrica – Aplicação ao Sistema Brasileiro*. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro - Brasil, 2007.

LUH, P. B; ZHANG, D. et al. An Algorithm for Solving the Dual Problem of Hydrothermal Scheduling. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 13, n. 2, p. 593-600, May 1998.

MACEIRA, M. E. P.; TERRY, L. A. et al. Chain of Optimization Models for Setting the Energy Dispatch and Spot Price in the Brazilian System. *IEEE Power System Computation Conference*, Sevilla, Session 43, p. 1-7, June 2002.

MACEIRA, M. E. P.; MARCATO, R. M. et al. Comparação entre abordagens estocásticas e determinísticas no planejamento da operação de médio prazo de sistemas hidrotérmicos interligados. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA – SNPTEE (XVII.:Out.: Uberlândia). Uberlândia - MG, 2003.

MARTINEZ, L.; FILHO, S. Primal and Dual Stochastic Dynamic Programming in long term Hydrothermal Scheduling. *IEEE Power System Conference and Exposition*, v 3, p 1283-1288, Oct. 2004.

MEDINA, J.; QUINTANA, V. H. et al. A Comparison of Interior-Point Codes for Medium-Term Hydro-Thermal Coordination. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 13, p. 836-843, Aug. 1998.

ONS. Procedimentos de rede, Submódulo 18.2: Modelos Computacionais, 2002. Acesso em maio de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

ONS. Procedimentos de rede, Submódulo 7.2: Elaboração do Planejamento da Operação Energética, 2003a. Acesso em maio de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

ONS. Procedimentos de rede, Submódulo 7.3: Elaboração do Programa Mensal da Operação Energética, 2003b. Acesso em maio de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

ONS. Procedimentos de rede, Submódulo 8.1: Elaboração do Programação Diária da Operação Eletroenergética, 2003c. Acesso em maio de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

ONS. Relatório técnico – Programa Mensal da Operação de Junho. 2006a. Acesso em agosto de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

ONS. Relatório técnico – Programa Mensal da Operação de Julho. 2006b. Acesso em agosto de 2006. Disponível em: <http://www.ons.org.br/home>.

PEREIRA, M. V. F.; PINTO, L. M. V. G. Stochastic Optimization of a Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach. *Water Resources Research*, v. 21, n. 6, p. 779-792, June 1985.

PEREIRA, M. V. F. Optimal Stochastic Operations Scheduling of large Hydroelectric Systems. *Electr. Power Energy Systems*, v. 11, n. 3, pp. 161-169. 1989

RUSZCZYNSKI, A. On Augmented Lagrangian Decomposition Methods For Multistage Stochastic Programs. *Annals of Operations Research*, Netherlands, Dec. 1996.

SALAM, Md. S.; NOR, K. M. et al. Hydrothermal Scheduling Based Lagrangian Relaxation Approach To Hydrothermal Coordination. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 13, n 1, p. 226-235, Feb. 1998.

SALAM, Md. S. Comparison of Lagrangian Relaxation and Truncated Dynamic Programming Methods for Solving Hydrothermal Coordination Problems. In:

INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SENSING AND INFORMATION PROCESSING. *Proceedings*. p. 265-270, 2004.

SANTOS, M. L. L. *Aplicação da Modelagem Orientada a Objetos ao Problema do Planejamento de Sistemas Hidrotérmicos*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis - Brasil, 2004.

SHERKAT, V. R; MOSLEHI, K. et al. Modelular and Flexible Software for Medium and Short-Thermal Scheduling. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, v. 3, n 2, p. 1390-1396, Ago. 1988.

SHERALI, H. D; LIM, C. Enhancing Lagrangian Dual Optimization for Linear Programs by Obviating Nondifferentiability. *INFORMS Journal on Computing*, July 2005.

SILVA, E. L. *Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica*. 1. ed. Porto Alegre – RS : Editora Sagra Luzatto, 2001.

SIQUEIRA, T. D. *Comparação entre Programação Dinâmica Estocástica Primal e Dual no Planejamento da Operação Energética*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Estadual de Campinas. Campinas - Brasil, 2003.

TAKIGAWA, F. Y. K. *Análise Comparativa de Diferentes Estratégias de Decomposição do Problema da Programação Diária da Operação de Sistemas Hidrotérmicos com Base na Relaxação Lagrangeana*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis - Brasil, 2006.

WATCHORN, C. W. Inside Hydrothermal Coordination. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, v. pas 86, n 1, p. 106-117, jan. 1967.

WOLSEY, L. A. Integer Programming. *IEE Transactions*. Netherlands, Mar. 2000.

ZAMBELLI, T. G; SIQUEIRA, M. C et. al. Deterministic Versus Stochastic Models for Long Term Hydrothermal Scheduling. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY GENERAL. *Meeting*. June 2006.