

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**Planejamento Hidrotérmico Considerando a Penetração de Geração
Eólica em Sistemas Elétricos de Potência**

Saulo Ribeiro Silva

Itajubá, Maio de 2014

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Saulo Ribeiro Silva

**Planejamento Hidrotérmico Considerando a Penetração de Geração
Eólica em Sistemas Elétricos de Potência**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-
Graduação em Engenharia de Energia como
parte dos requisitos para obtenção do Título
de Mestre em Ciências em Engenharia
Elétrica.**

**Área de Concentração: Sistemas Elétricos
de Potência**

Orientador: José Wanderley Marangon Lima

**Co-Orientador: Anderson Rodrigo de
Queiroz**

**Maior de 2014
Itajubá**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Saulo Ribeiro Silva

**Planejamento Hidrotérmico Considerando a Penetração de Geração
Eólica em Sistemas Elétricos de Potência**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 05 de Maio de 2014, conferindo ao autor o título de ***Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.***

Banca Examinadora:

Prof. Dr. José Wanderley Marangon Lima
(Orientador)

Prof. Dr. André Luis Marques Marcato

Prof. Dr. Anderson Rodrigo de Queiroz

Profa. Dra. Luana Medeiros Marangon Lima

Itajubá 2014

AGRADECIMENTOS

A Deus, por seu amor incondicional, pelo carinho, pelo cuidado com a minha família, por nunca desistir de mim e me amparar em todos os momentos.

Aos meus orientadores e, sobretudo, amigos José Wanderley Marangon, Anderson Rodrigo e Luana Marangon pelo ótimo trabalho de orientação, ensinamentos, compreensão e auxílio prestados durante estes preciosos anos de trabalho e convivência.

Aos meus queridos pais José Aparecido da Silva e Lucimar de Souza Ribeiro Silva por todo amor, educação, grande incentivo e por me fornecer bases para alcançar todos os meus objetivos.

Às minhas irmãs Luciana e Thais e à minha namorada Vivian pelo amor, paciência, apoio e compreensão em todos os momentos.

A todos os Professores do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Itajubá pelo apoio prestado e conhecimento adquirido desde o meu ingresso como aluno da Engenharia Elétrica UNIFEI em 2007.

Aos amigos LaDenga pela grande amizade de longa data, por serem pessoas que tenho certeza que poderei contar por toda minha vida.

Aos amigos do GESis pelos conhecimentos trocados e pelo companheirismo durante estes anos.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro prestado através da bolsa de estudos que foi de enorme importância durante o período.

*“Revelemo-nos mais por atos do
que por palavras, dignos de
possuir este grande país”
(Dr. Theodomiro Santiago)*

RESUMO

Esta dissertação trata do problema de planejamento hidrotérmico do sistema elétrico brasileiro levando em consideração a penetração de geração eólica. Em um problema de planejamento hidrotérmico deseja-se minimizar os custos de produção de eletricidade buscando atender a demanda de energia elétrica do sistema considerando a operação de ambos: hidrelétricas e termelétricas. Atualmente, o modelo brasileiro de planejamento da operação não representa a geração eólica de maneira adequada dentro da modelagem matemática, sendo o montante de geração proveniente dessa fonte apenas descontado da demanda total de energia do sistema.

Com o recente crescimento e evolução da energia eólica ao redor do mundo, torna-se necessário buscar soluções para um melhor planejamento dos sistemas elétricos. O Brasil possui um enorme potencial eólico, concentrado principalmente ao longo de sua costa atlântica e relativamente próximo aos grandes centros, o que torna esta opção ainda mais atraente.

A geração de energia elétrica por meio de turbinas eólicas constitui uma alternativa para diversos níveis de demanda. As pequenas centrais podem suprir pequenas localidades distantes da rede, contribuindo para o processo de universalização do atendimento. Quanto às centrais de grande porte, estas têm potencial para atender uma significativa parcela do Sistema Interligado Nacional (SIN) com importantes ganhos: contribuindo para a redução da emissão, pelas usinas térmicas, de poluentes atmosféricos; diminuindo a necessidade da construção de grandes reservatórios; e reduzindo o risco gerado pela sazonalidade hidrológica, à luz da complementaridade evidenciada em trabalhos existentes na literatura.

Este trabalho apresenta um modelo eficiente para simular o planejamento hidrotérmico-eólico do sistema brasileiro utilizando dados reais. São utilizadas técnicas de previsão de afluências e de velocidade do vento para simular as condições futuras do sistema, obtendo, desta maneira, um planejamento mais completo e que possa auxiliar mais adequadamente os operadores do sistema durante o processo de tomada de decisão.

Palavras chave. Planejamento da Geração; Penetração de Eólicas; Algoritmos de Decomposição baseados em Amostragem; Otimização Estocástica; Distribuição Normal Multivariada.

ABSTRACT

In this dissertation we aim to study and model the hydrothermal scheduling problem for the Brazilian power system considering wind power penetration. In the hydrothermal scheduling problem the decision maker aims to minimize the energy production costs while supplying the system's electricity demand by considering the operation of both hydro and thermal plants. The model currently adopted in Brazil does not represent wind power in an adequate manner inside the mathematical model. The amount of generated wind power is simply subtracted for the total system demand.

As the amount of installed wind power rapidly grows around the world, it becomes necessary to search for better approaches to model the wind-hydrothermal scheduling problem. Brazil owns a huge wind power potential, mostly along the Atlantic coast and near the load center, which turns wind power even more attractive.

Power generation through wind turbines is an alternative for several demand levels. Small power plants can supply small urban areas far from the electricity power grid, contributing to the electricity universalization process. Large wind power plants have potential to supply a significant portion of the Brazilian interconnected system with important gains: contribution to the reduction of atmospheric pollutant emissions by thermal plants; reducing the need for big hydro reservoirs and reducing the risk created by the hydrological seasonality, as evidenced by existing studies in the literature.

This work presents an efficient model to simulate the wind-hydrothermal scheduling. We use real data from a portion of the Brazilian system to test the model. Forecasting techniques are used to predict water inflows and wind speed in order to simulate future system conditions, retrieving a more complete scheduling that can help the system operator more adequately in the decision making process.

Keywords. Generation Scheduling; Wind Power Penetration; Sampling-based Decomposition Algorithms; Stochastic Optimization; Multivariate Normal Distribution.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-1 – Evolução da capacidade de geração eólica instalada no Brasil	4
Figura 1-2 – Evolução da capacidade hidrelétrica instalada no Brasil	5
Figura 1-3 – Evolução da capacidade termelétrica instalada no Brasil	5
Figura 1-4 – Evolução da capacidade instalada por fonte de geração	6
Figura 2-1 – Processo de decisão para problema de planejamento hidrotérmico	9
Figura 2-2 – Representação de usinas hidrelétricas em cascata	11
Figura 3-1 – Demanda em cada patamar de carga.....	26
Figura 3-2 – Formato do arquivo de aflúências naturais de água.....	36
Figura 3-3 – Formato do arquivo de dados das plantas hidrelétricas	36
Figura 3-4 – Exemplo de cascata de reservatórios	37
Figura 3-5 – Formato do arquivo de velocidades do vento	40
Figura 3-6 – Formato do arquivo de dados históricos de geração eólica	41
Figura 4-1 – Representação de uma árvore de cenários contendo três estágios.....	50
Figura 4-2 – Árvore de cenários com independência entre estágios	51
Figura 4-3 – Árvore de cenários com dependência entre estágios	52
Figura 4-4 – Etapas <i>forward</i> e <i>backward</i> do algoritmo PDDE	54
Figura 5-1 – Trecho da Bacia do Parnaíba que será utilizado como caso exemplo	60
Figura 5-2 – Árvore de cenários utilizada	63
Figura 5-3 – Porcentagens da Capacidade Instalada para os diferentes valores de Penetração Eólica	66
Figura 5-4 – Porcentagem da Demanda em Relação à Capacidade Instalada para os diferentes valores de Penetração Eólica	67
Figura 5-5 – Decisões de geração para o primeiro estágio.....	68
Figura 5-6 – Decisões de geração para o primeiro estágio.....	74
Figura 5-7 – Complementaridade entre aflúências incrementais e geração eólica para os casos de estudo	79
Figura 5-8 – Análise da complementaridade entre fontes de geração – Correlação Individual.....	80
Figura 5-9 – Análise da complementaridade entre fontes de geração – Correlação Conjunta	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 5-1 – Dados das usinas hidrelétricas do caso exemplo.....	61
Tabela 5-2 – Geração termelétrica no caso exemplo.....	61
Tabela 5-3 – Tabela-resumo dos estudos de caso.....	66
Tabela 5-4 – Decisões de geração para o primeiro estágio [MWmês]	68
Tabela 5-5 – Coeficientes do polinômio cota-volume, cota do canal de fuga, produtibilidade específica e perda hidrelétrica	71
Tabela 5-6 – Energia armazenada	71
Tabela 5-7 – Custo total da operação	72
Tabela 5-8 – Decisões de geração para o primeiro estágio [MWmês]	73
Tabela 5-9 – Energia armazenada	75
Tabela 5-10 – Custo total da operação	76
Tabela 5-11 – Tabela-resumo: energia armazenada e custo total da operação	77
Tabela 5-12 – Correlação entre afluências incrementais médias das plantas hidrelétricas e velocidades médias do vento do parque eólico.....	77

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABDA – algoritmo de decomposição baseado em amostragem
ABEEólica – associação brasileira de energia eólica
Cbc – coin-or branch and cut
CCEE – câmara de comercialização de energia elétrica
CEPEL – centro de pesquisas de energia elétrica
CMO – custo marginal de operação
CO₂ – dióxido de carbono
ENA – energia Natural Afluenta
EPE – empresa de pesquisa energética
GAMS – general algebraic modeling system
GLPK – gnu linear programming kit
LMA – linguagem de modelagem algébrica
O&M – operação e manutenção
OIS – operador independente do sistema
ONS – operador nacional do sistema
PAR – modelo periódico autoregressivo
PCH – pequena central hidrelétrica
PD – programação dinâmica
PDDD – programação dinâmica dual determinística
PDDE – programação dinâmica dual estocástica
PDE – programação dinâmica estocástica
PROINFA – programa de incentivo às fontes alternativas de energia elétrica
Pyomo – python optimization modeling objects
REQ – reservatório Equivalente de Energia
RN – Rio Grande do Norte
RS – Rio Grande do Sul
SIN – sistema interligado nacional
UTE – usina termoelétrica

LISTA DE SÍMBOLOS

$b_{h,i,t}^\omega$	afluência na planta hidrelétrica h , da região i , no estágio t e cenário ω [m^3/s];
H_j	altura de queda da planta hidrelétrica j [m];
A	área varrida pelas pás [m^2];
A_ν	área varrida pelas turbinas eólicas da planta ν [m^2];
$\omega_t \in \Omega_t$	cenários (água e velocidade do vento) do estágio t
$C_{p\nu}^t$	coeficiente de potência da planta ν ;
C_p	coeficiente de potência, indica a porcentagem da massa de ar incidente no rotor que é convertida em energia mecânica;
$\nu \in V$	conjunto de geradores eólicos;
J_r	conjunto de geradores hidroelétricos à jusante do reservatório r (incluindo o próprio r).
$m \in M$	conjunto de geradores hidrelétricos a montante;
$h \in H$	conjunto de geradores hidrelétricos;
$g \in G$	conjunto de geradores termoelétricos;
$i \in I$	conjunto de regiões;
R	conjunto de reservatórios do reservatório equivalente;
τ	constante utilizada para converter m^3/s em $\text{hm}^3/\text{mês}$, e vice-versa. É calculada de acordo com o número de dias do mês.
$CFUGA_j$	cota do canal de fuga da planta hidrelétrica j [m];
$COTA_j$	cota média do reservatório da planta hidrelétrica j [m];
ρ_ℓ^t	custo de déficit do patamar ℓ no estágio t [\$/MWhês];
c_g^t	custo de geração termoelétrica da planta g no estágio t [\$/MWhês];
$d_{i,k}^t$	demanda líquida na região i , no patamar de carga k e período t [MWhês];
D_i^t	demanda média mensal na região i no período t [MWhês];
$d_{i,k}^t$	demanda na região i , no patamar de carga k e estágio t [MWhês];
$u_{\ell,k}^t$	demanda não atendida no patamar de déficit ℓ durante o patamar de carga k no estágio t [MWhês];
ρ	densidade do ar [kg/m^3];
σ_ν	densidade do ar da planta ν [kg/m^3];

EA	energia armazenada do reservatório equivalente [MWmês];
EF_i^t	energia produzida pelas plantas hidrelétricas submotorizadas na região i no período t [MWmês].
gpc_i^t	energia produzida por pequenas centrais hidrelétricas na região i e período t [MWmês];
$t \in T$	estágios de tempo;
$w_{v,k}^t$	geração eólica na planta v no estágio t e patamar de carga k [MWmês];
$gh_{h,k}^t$	geração hidrelétrica na planta h no patamar de carga k e estágio t [MWmês];
\underline{GT}_g^t	geração termoeétrica mínima da planta g no período t [MWmês];
$gt_{g,k}^t$	geração termoeétrica na planta g no patamar de carga k e estágio t [MWmês];
$a_{j,i}$	i -ésimo coeficiente do polinômio cota-volume da planta hidrelétrica j [$m \cdot hm^3$];
$p_{i,j,k}^t$	intercâmbio de energia da região i para a região j durante o patamar de carga k no estágio t [MWmês];
\underline{x}_h^t	limite inferior de armazenamento do reservatório da planta h no estágio t [$hm^3/mês$];
$\underline{p}_{i,j,k}^t$	limite inferior de intercâmbio de energia da região i para a região j , durante o patamar de carga k no estágio t [MWmês];
$\underline{vt}_{h,k}^t$	limite inferior para a vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m^3/s];
\bar{x}_h^t	limite superior de armazenamento do reservatório da planta h no estágio t [$hm^3/mês$];
$\bar{u}_{\ell,k}^t$	limite superior de déficit no atendimento da demanda no patamar de déficit ℓ durante o patamar de carga k no estágio t [MWmês];
$\overline{GE}_{v,k}^t$	limite superior de geração eólica da planta v durante o patamar de carga k [MWmês];
$\overline{GT}_{g,k}^t$	limite superior de geração termoeétrica da planta g durante o patamar de carga k [MWmês];
$\bar{p}_{i,j,k}^t$	limite superior de intercâmbio de energia da região i para a região j , durante

	o patamar de carga k no estágio t [MWmês];
$\overline{vt}_{h,k}^t$	limite superior para a vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m ³ /s];
$\mu_{i,k}^t$	multiplicador da demanda para a região i , patamar de carga k e período t ;
n_v	número de turbinas eólicas da planta v ;
$(i, j) \in E$	pares de intercâmbio de energia;
$k \in K$	patamares de carga;
$\ell \in L$	patamares de déficit;
$PHID_j$	perda hidrelétrica em j [m];
$P_{turbina}$	potência elétrica instantânea fornecida pela turbina [W];
δ_h	produtibilidade da planta hidrelétrica h [MW/m ³ /s];
γ_j	produtibilidade específica do grupo turbina/gerador da planta hidrelétrica j [MW/m ³ /s/m];
V_i	subconjunto de geradores eólicos da região i ;
$M_{h,i}$	subconjunto de geradores hidrelétricos a montante da planta h da região i ;
H_i	subconjunto de geradores hidrelétricos da região i ;
G_i	subconjunto de geradores termoelétricos da região i ;
L_i	subconjunto de patamares de déficit da região i ;
β	taxa de desconto;
$vt_{h,k}^t$	vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m ³ /s];
v	velocidade do vento [m/s];
$ws_{v,t}^\omega$	velocidade média do vento na planta v no estágio t e cenário ω [m/s];
$s_{h,k}^t$	vertimento na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m ³ /s];
x_j^t	volume armazenado no reservatório da planta hidrelétrica j ao final do estágio t [hm ³];
x_h^t	volume de armazenamento no reservatório da planta hidrelétrica h no estágio t [hm ³ /mês];

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 Motivação	1
1.2 Evolução da Capacidade Instalada	3
1.3 Estrutura da Dissertação	6
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	8
2.1 Planejamento Hidrotérmico	8
2.1.1 Características do Problema	9
2.1.2 Modelos de Representação dos Reservatórios.....	10
2.1.3 Métodos de Solução	12
2.2 Planejamento Hidrotérmico com Penetração de Eólicas.....	13
2.2.1 A Penetração das Eólicas no Brasil	14
2.2.2 A Penetração de Eólicas Abordada Através de PDDE.....	16
2.2.3 Integração de Eólicas e Hidrelétricas Reversíveis.....	18
2.2.4 Abordagens Alternativas	19
3. O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO HIDROTÉRMICO-EÓLICO	23
3.1 Visão Geral do Problema.....	23
3.1.1 Demanda de Energia do Sistema	25
3.2 Modelo Matemático.....	27
3.3 Função Objetivo	32
3.4 Restrições do Problema	33
3.4.1 Equações de Balanço da Água	33
3.4.2 Equações de Atendimento a Demanda	33
3.4.3 Equações de Produção de Energia.....	34
3.4.4 Equações de Limites	34
3.5 Geração de Cenários de Afluências Futuras.....	34
3.6 Geração de Cenários para a Geração Eólica.....	39
4. ALGORITMO	42
4.1 Breve Histórico.....	42

4.2	Problema de Programação Linear Estocástica de Dois Estágios.....	44
4.2.1	Decomposição de Benders para um PLE-2	48
4.3	Problema de Programação Linear Multi-Estágio	49
4.4	Processo Estocástico Envolvendo as Afluências de Água	50
4.4.1	Caso de Independência Entre Estágios.....	51
4.4.2	Caso de Dependência Entre Estágios	52
4.5	Algoritmo de Decomposição Baseado em Amostragem.....	53
4.5.1	Algoritmo da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE)	55
5.	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	58
5.1	Introdução.....	58
5.2	Considerações Sobre as Simulações.....	59
5.3	Estudos de Caso.....	63
5.4	Resultados das Simulações – Correlação Individual.....	67
5.4.1	Decisões de Geração.....	67
5.4.2	Energia Armazenada.....	69
5.4.3	Custo Total da Operação	72
5.5	Resultados das Simulações – Correlação Conjunta.....	73
5.5.1	Decisões de Geração.....	73
5.5.2	Energia Armazenada.....	74
5.5.3	Custo Total da Operação	75
5.6	Comparação Entre os Modelos de Geração de Cenários.....	76
5.7	Análise da Complementaridade Entre Fontes de Geração	78
6.	CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO.....	82
6.1	Contribuições da Pesquisa	82
6.2	Comentários Finais e Trabalho Futuro	83
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	84
	ANEXO A – Tutorial Pyomo.....	89
	ANEXO B – Artigo aceito na IEEE Power and Energy Society General Meeting 2014	105
	ANEXO C – Artigo aceito no XIII SEPOPE.....	111

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Motivação

As fontes renováveis de energia se tornaram uma peça chave para os sistemas elétricos de potência ao redor do mundo. Isso passou a ser fato a partir do momento em que o desenvolvimento sustentável se tornou um dos objetivos da sociedade moderna. O Brasil apresenta uma matriz de geração de energia elétrica de origem predominantemente renovável, sendo que atualmente a geração hidráulica responde por 70% da capacidade de geração interna. Somando a esse montante as importações, que essencialmente também são de origem renovável, pode-se afirmar que aproximadamente 85% da eletricidade no Brasil é proveniente das fontes renováveis (EPE, 2013a).

Entre as fontes renováveis, que são conhecidas como geração “limpa”, destacam-se a eólica, a solar, a geotérmica, a biomassa e a maré-motriz. A geração de energia proveniente dessas fontes pode ser combinada com a geração de energia proveniente das usinas hidráulicas, formando um portfólio sustentável de geração. No caso brasileiro, há uma tendência de se expandir ainda mais o parque hidráulico em função dos custos associados, deixando para um segundo momento outras fontes de energia. Apesar dessa tendência, foi aberto recentemente um espaço para as fontes não convencionais ou alternativas de produção de energia através da criação do programa de incentivo às fontes alternativas de energia elétrica (PROINFA). Conforme descrito no Decreto n° 5.025, de 2004, o PROINFA foi instituído com o objetivo de aumentar a participação da energia elétrica produzida por empreendimentos de geração eólica, biomassa e pequenas centrais hidrelétricas (PCH) no sistema elétrico interligado nacional (SIN). De acordo com a Lei n.º 11.943, de 28 de maio de 2009, o prazo para o início de funcionamento desses empreendimentos se encerrou no dia 30 de dezembro de 2010.

O principal problema associado à energia renovável é a sua dependência dos recursos naturais, que geralmente não estão disponíveis para atender a demanda nos locais e horários necessários, combinado com a dificuldade ou indisponibilidade de armazenamento da produção. A energia hidrelétrica é uma das exceções a estas limitações das fontes renováveis de energia, já que os reservatórios de acumulação de água podem ser utilizados no controle da geração. No Brasil, os grandes reservatórios tem capacidade de prover energia e atender a demanda por um grande intervalo de tempo mesmo que ocorram secas severas. Isso requer que o operador do sistema seja cuidadoso e otimize o uso da água.

Com o possível esgotamento dos potenciais para a construção de grandes usinas hidrelétricas no país e a constante busca por alternativas para suprir a crescente demanda por energia elétrica, o setor tem voltado sua atenção para os ventos, uma fonte de energia renovável e ilimitada. O Brasil apresenta áreas com excelente potencial eólico, como é o caso das regiões Sul e do Nordeste, com ventos extremamente comportados, apresentando alto conteúdo energético e baixo índice de turbulência (ZWETKOFF, 2013). Segundo o balanço anual divulgado pela associação brasileira de energia eólica (ABEEólica) em 2013, a capacidade de geração eólica instalada no Brasil nos 108 parques existentes alcançou o total de 2,5GW no ano de 2012, apresentando um crescimento de 73% em relação a 2011 e que corresponde a 2% da matriz elétrica do país. Até o final de 2014, a expectativa da ABEEólica é que a capacidade instalada em todo o país chegue a 7,3GW, alcançando 13,5GW até 2018 (ABEEÓLICA, 2014). Dado este alto crescimento, a geração eólica ganha um papel importante no cenário energético brasileiro, podendo ser utilizada para complementar a geração nacional que é predominantemente hidrotérmica.

Neste cenário, o problema de planejamento hidrotérmico-eólico se torna muito importante para minimizar os custos totais de operação, que consistem nos custos derivados dos combustíveis que alimentam as plantas termelétricas e de possíveis cortes de carga. Este problema é de difícil solução, pois não existem previsões perfeitas das

afluências futuras de água nos reservatórios e da velocidade do vento que atingirá as pás das turbinas eólicas.

Este trabalho apresenta um modelo para simular o planejamento hidrotérmico-eólico utilizando dados reais. São utilizadas técnicas de previsão de afluências e de velocidade do vento baseadas em modelos dinâmicos lineares para simular as condições futuras do sistema, obtendo, desta maneira, um planejamento mais completo e que possa auxiliar mais adequadamente os operadores do sistema em tomadas de decisão. O problema de planejamento hidrotérmico com horizonte de médio prazo é modelado com técnicas de programação linear estocástica de múltiplos estágios, onde as afluências de água nas hidrelétricas e as velocidades do vento nos aerogeradores são parâmetros estocásticos. A solução do problema busca minimizar a soma dos custos operacionais presente e futuro, dados pelos custos da geração termelétrica e pelos custos de corte de carga.

1.2 Evolução da Capacidade Instalada

A Figura 1-1 ilustra a evolução da capacidade eólica instalada e a previsão de crescimento em função das contratações já realizadas nos leilões regulados e no mercado livre, demonstrando o enorme crescimento nos anos recentes e a importância desta fonte na matriz de geração de energia elétrica do Brasil.

Em contrapartida, a geração hidrelétrica apresenta um crescimento percentual mais modesto, evidenciando o esgotamento dos grandes potenciais hidrelétricos. A Figura 1-2 mostra a evolução da capacidade hidrelétrica instalada no Brasil levando em conta as grandes hidrelétricas e as importações de Itaipu.

A capacidade termelétrica instalada acompanha a hidrelétrica, permanecendo estagnada durante alguns anos. Esta capacidade leva em conta as energias não renováveis como nuclear e térmicas a gás natural, carvão, óleo diesel, entre outras. A Figura 1-3 ilustra esta evolução.

Por fim, a Figura 1-4 representa a evolução da capacidade instalada por fonte de geração. Pode-se notar que a geração eólica é a que mais cresce em participação percentual, saltando de 1,5% em 2012 para 9,5% em 2022.

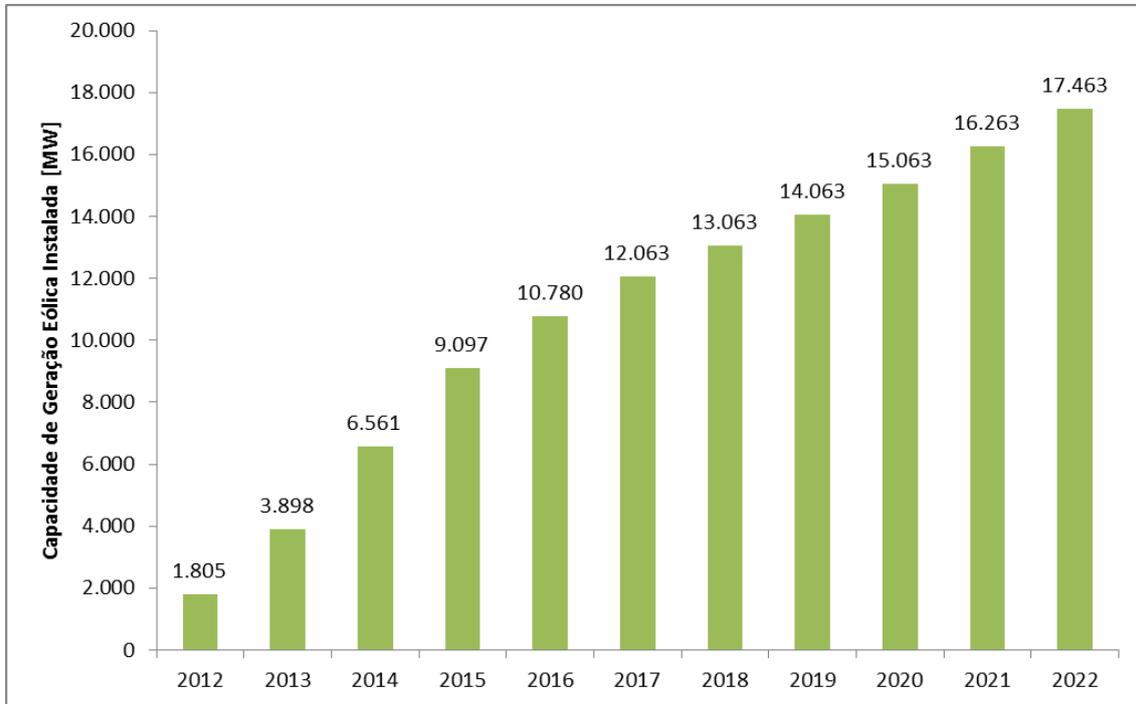


Figura 1-1 – Evolução da capacidade de geração eólica instalada no Brasil

Fonte: EPE (2013b)

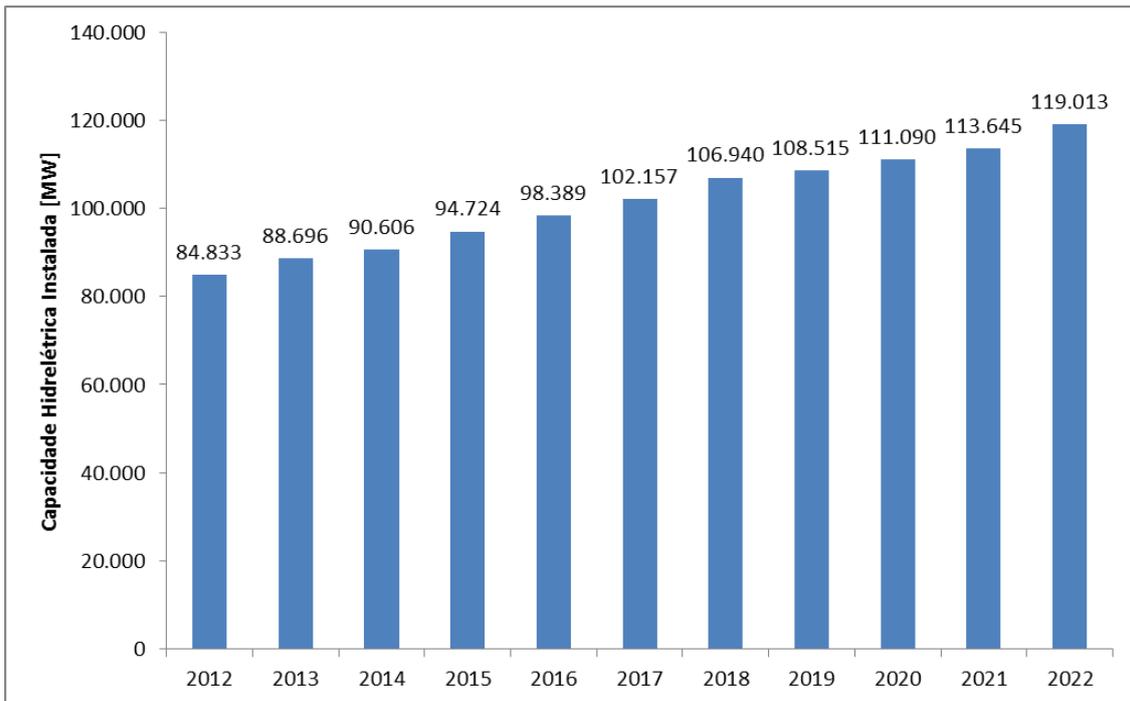


Figura 1-2 – Evolução da capacidade hidrelétrica instalada no Brasil

Fonte: EPE (2013b)

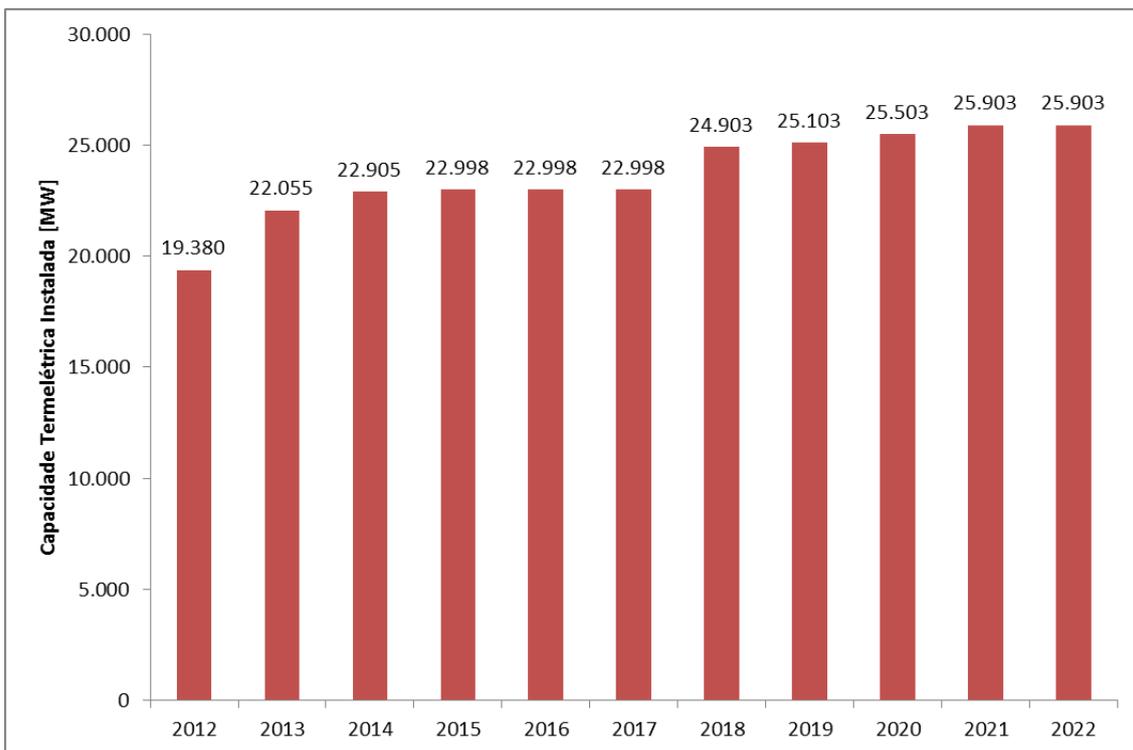


Figura 1-3 – Evolução da capacidade termelétrica instalada no Brasil

Fonte: EPE (2013b)

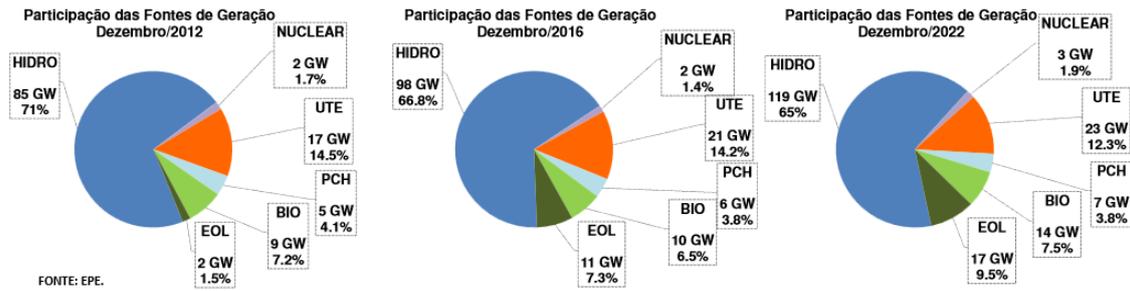


Figura 1-4 – Evolução da capacidade instalada por fonte de geração

Fonte: EPE (2013b)

1.3 Estrutura da Dissertação

No Capítulo 2 é realizada uma revisão bibliográfica sobre o problema de planejamento hidrotérmico e a inserção de usinas eólicas neste tipo de problema. São apresentadas várias abordagens diferentes existentes na literatura sobre o assunto, incluindo a técnica de programação dinâmica dual estocástica (PDDE) usada como método de solução em diversos trabalhos relacionados ao tema, assim como aplicações que estão sendo utilizadas ao redor do mundo.

No Capítulo 3 é descrito o problema de planejamento hidrotérmico-eólico. Um modelo matemático detalhado de programação estocástica multi-estágio é utilizado para representar o problema. O modelo é apresentado em detalhes, através da descrição da função objetivo e de cada uma de suas restrições estruturais.

No Capítulo 4 é apresentado o algoritmo de decomposição baseado em amostragem (ADBA) que é utilizado para resolver o modelo de planejamento hidrotérmico-eólico. Uma pequena revisão bibliográfica sobre o assunto é realizada e são descritos os principais conceitos relacionados ao ADBA, assim como o primeiro dos ADBA, conhecido como PDDE.

O Capítulo 5 traz as simulações e resultados realizados em uma porção real do SIN. São avaliados os resultados da otimização para diferentes configurações do sistema, além de uma análise sobre a complementaridade entre as fontes de geração hidrelétrica e eólica.

O Capítulo 6 conclui esta dissertação apresentando um resumo de suas principais contribuições e discutindo algumas possibilidades de trabalho futuro.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Planejamento Hidrotérmico

Em um problema de planejamento hidrotérmico deseja-se minimizar os custos de produção de eletricidade no atendimento a demanda do sistema considerando a operação de usinas hidrelétricas e termelétricas. Nesse problema, o operador do sistema pode optar pelo uso da água disponível nos reservatórios de acumulação das usinas hidrelétricas para produzir eletricidade. De um lado, esta escolha evita despesas com combustível para despacho de usinas termelétricas, mas do outro lado pode colocar em risco a disponibilidade hídrica em períodos futuros e conseqüentemente a produção de energia elétrica nesses períodos.

A disponibilidade de água para produção de eletricidade está relacionada às capacidades de armazenamento dos reservatórios de acumulação e às afluências de água futuras das bacias hidrográficas destes reservatórios. Na maioria das vezes a geração termelétrica deve ser usada para complementar a oferta de geração e atingir a quantidade necessária de eletricidade para suprir a demanda de energia do sistema. No entanto, o uso otimizado dos recursos hídricos e térmicos possibilita muitas vezes uma redução nos custos para o sistema. A Figura 2-1 apresenta o processo de decisão que o operador independente do sistema (no caso brasileiro o ONS) lida na operação do sistema hidrotérmico.

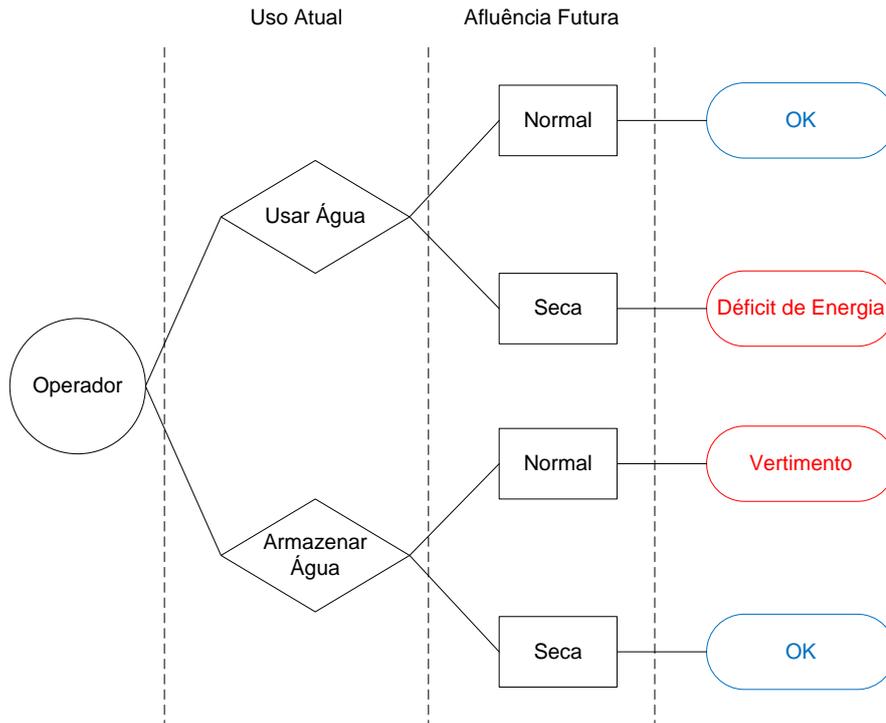


Figura 2-1 – Processo de decisão para problema de planejamento hidrotérmico

2.1.1 Características do Problema

A capacidade disponível de geração hidrelétrica de uma usina específica em um dado período de tempo depende da quantidade de água armazenada no reservatório. Se esta geração hidrelétrica for parte de um sistema em cascata (existem geradores a montante e/ou a jusante no mesmo curso de água da usina em questão), a quantidade de água disponível para ser utilizada na geração de energia dessa usina será influenciada pelas decisões operacionais aplicadas aos geradores a montante. Isto acopla o problema no espaço.

Afluências naturais de água são responsáveis por grande parte do suprimento futuro de água que estará disponível para geração de eletricidade. Estas afluências futuras e a natureza estocástica relacionada complicam a modelagem matemática relacionada ao problema de planejamento hidrotérmico. Este problema é dinâmico por apresentar

decisões que afetam as condições futuras do sistema e assim conseqüentemente as decisões a serem tomadas no futuro. A Figura 2-1 descreve este mecanismo. Por um lado, se o OIS decidir pela utilização de uma grande quantidade de água no presente para produzir eletricidade e no futuro ocorrer uma seca, poderá ser necessário despachar mais geração termelétrica nos períodos futuros, que representa uma operação economicamente mais cara que a operação de geração hidrelétrica (ex.: geradores a diesel), ou mesmo realizar corte de carga para atender a demanda. Este procedimento irá gerar gastos desnecessários para o sistema. Por outro lado, se o OIS decidir por armazenar mais água para uso futuro e grandes aflúências de água ocorrerem, possivelmente o OIS deverá tomar a decisão de verter um certo montante de água do reservatório de acumulação da usina hidrelétrica. Isso implica um desperdício de energia potencial e conseqüentemente dinheiro. Estas características acoplam o problema no tempo.

Neste problema, existem múltiplos reservatórios interconectados no sistema que precisam ser programados em muitos períodos de tempo. Combinado com as aflúências estocásticas, isso significa que o problema pode ser modelado como um problema de programação estocástica multi-estágio. O objetivo é determinar a quantidade ótima de geração hidrelétrica e termelétrica a ser produzida em cada período satisfazendo as restrições estruturais do problema de tal forma que os custos presentes e os custos futuros da operação do sistema sejam minimizados.

2.1.2 Modelos de Representação dos Reservatórios

As usinas hidrelétricas do sistema podem ser representadas de forma individualizada ou agregada (através da técnica de reservatório equivalente de energia) (ARVANITIDIS E ROSING, 1970a e 1970b). No cenário individualizado, os parâmetros relacionados com aflúências naturais de água, vazões turbinadas, montante de água vertida e montante de água armazenada são representados por volumes de água. Em geral, como um modelo captura um sistema interconectado em cascata, a decisão tomada em cada usina pode afetar toda a cascata. Logo, exceto pelas aflúências de água, a quantidade de água

disponível em cada reservatório de acumulação depende das decisões operacionais tomadas nos reservatórios das usinas à montante.

A Figura 2-2 retrata um sistema de usinas hidrelétricas em cascata. Os triângulos representam usinas hidráulicas com reservatórios de acumulação e os círculos representam usinas hidráulicas a fio d'água. Neste cenário, decisões operacionais dos geradores 1 ao 5 tem influência na disponibilidade de água para os geradores 6 e 7. O gerador 7 também é influenciado pelas decisões do gerador 6, e assim sucessivamente.

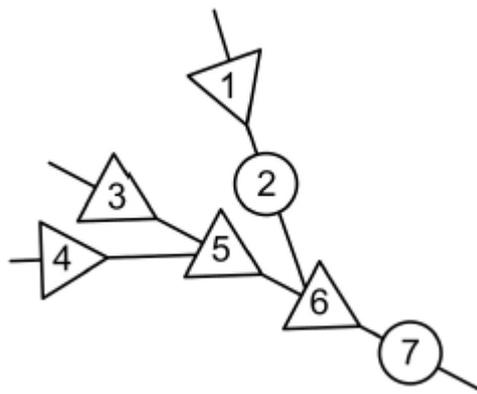


Figura 2-2 – Representação de usinas hidrelétricas em cascata

Na modelagem do problema utilizando a técnica de reservatório equivalente de energia (REQ), a energia é a informação de interesse ao invés dos volumes de água utilizando na modelagem individualizada. Afluências estocásticas de água e volumes de reservatório são transformados em energia para um reservatório equivalente usando as produtividades das usinas hidrelétricas ao longo da cascata. As usinas hidrelétricas de uma região são agregadas dentro de um único REQ que possui como parâmetro estocástico a energia natural afluente (ENA), que é composta da energia controlável e da energia não-controlável. Ambas as parcelas da ENA podem ser usadas para produção imediata de eletricidade, mas a parcela de energia controlável pode ser armazenada para uso em estágios futuros. Existem perdas de energia no REQ devido a evaporação, desvio de água (ex.: para uso em agricultura) e vertimento de água. O leitor interessado

em uma explicação mais aprofundada sobre os parâmetros e a modelagem de reservatório equivalente de energia em conjunto com o problema de despacho hidrotérmico deve se referir aos trabalhos de Cepel (2013) e Queiroz (2011).

2.1.3 Métodos de Solução

Em Pereira e Pinto (1985) é descrito uma metodologia computacional capaz de determinar para cada estágio do problema de despacho hidrotérmico, a solução mais econômica relacionada às decisões operativas. O algoritmo é baseado na extensão estocástica da técnica de decomposição de Benders (BENDERS, 1962). Nesse trabalho o vetor de variáveis estado do sistema, aquelas que acoplam as decisões temporalmente, é representado por duas variáveis, o nível de armazenamento dos reservatórios e a tendência hidrológica do sistema como, por exemplo, as afluências incrementais nos reservatórios durante o estágio anterior. Já o conjunto de variáveis de decisão é também representado pelo volume turbinado e pelo volume vertido em cada usina do sistema. Toda energia elétrica gerada pelas usinas é utilizada para atender a demanda e o restante da carga é atendido por unidades termelétricas. Quando a geração não é suficiente para satisfazer a demanda ocorrem cortes de carga para garantir que o modelo sempre tenha uma solução possível. É utilizada uma modelagem do problema com representação de usinas individualizadas, a característica estocástica das vazões é parcialmente representada através de uma árvore de cenários, onde cada trajetória representa um possível cenário de afluência.

Em Pereira e Pinto (1989) é apresentado o algoritmo de PDDE para solução de problemas de otimização estocástica multi-estágio. Basicamente a PDDE aproxima a função de custo futuro através de uma função linear por partes formada pelos cortes de Benders. A “maldição da dimensionalidade” da técnica de programação dinâmica (PD), que é a explosão combinatorial devido ao aumento do número de estados, é evitada com o uso da PDDE que utiliza simulação de Monte Carlo para definir uma amostra de cenários para criar uma aproximação do problema real. O algoritmo da PDDE foi

aplicado em um sistema de 39 usinas das regiões Sul/Sudeste do Brasil, sendo 22 usinas com reservatório e 17 usinas fio d'água. A solução ótima foi obtida após 5 iterações.

Mais recentemente, duas alternativas ao método de amostragem clássica de simulação de Monte Carlo simples foram propostas para serem utilizadas em conjunto com a PDDE (HOMEM-DE-MELLO ET AL., 2011). Os métodos de amostragem sugeridos são o *Latin Hypercube* e *Quasi-Monte Carlo*. Além disso, em Homem-de-Mello et al. (2011) é sugerido um novo critério de parada para o algoritmo da PDDE utilizando testes de hipótese estatísticos. Essas novas ideias são colocadas em prática para o sistema brasileiro, com um horizonte de planejamento de 3 anos.

2.2 Planejamento Hidrotérmico com Penetração de Eólicas

Fontes renováveis de energia são aquelas capazes de fornecer energia através da utilização dos chamados “combustíveis renováveis”, fontes naturais que possuem a capacidade de regeneração (renovação). Como exemplos de energia renovável, podemos citar: energia solar, eólica, hidráulica, biomassa, geotérmica e maré motriz.

Usualmente, é atribuída ainda, outra característica às fontes renováveis de energia, o fato de constituírem uma forma de energia limpa, ou seja, não emitirem gases poluentes como resultado do processo de geração de energia. Essa importante característica fez com que as fontes renováveis se tornassem atraentes para a sociedade. Outro ponto a favor da energia renovável é que grande parte dos empreendimentos de geração desse tipo pode gerar energia de forma descentralizada diminuindo os custos de implantação, possibilitando o acesso à energia por comunidades em regiões isoladas e aumentando, em alguns casos, a eficiência e rapidez de implantação uma vez que podem ser dispensadas longas linhas de transmissão.

A energia eólica apresenta penetração crescente ao redor do mundo e também no Brasil, esse fato aponta a necessidade da incorporação dessa fonte de geração de energia nos estudos de planejamento e operação dos sistemas elétricos de potência. A energia eólica

é uma fonte altamente variável, isso faz com que sua incorporação no planejamento do despacho de geração torne o problema ainda mais complexo. O grande número de variáveis com as quais os modelos de simulação devem lidar e o horizonte /discretização utilizados nos estudos de planejamento tornam difícil a representação das variações horárias do vento. Entretanto, a grande variação na geração eólica se torna cada vez mais um fator importantíssimo no processo de tomada de decisão relacionada ao planejamento energético.

2.2.1 A Penetração das Eólicas no Brasil

Riscoti (2011) propõe a análise da substituição da oferta termelétrica do plano de 30 anos da EPE por oferta eólica, a fim de se comparar os custos de cada tecnologia referente ao investimento, operação e manutenção e combustível e emissão de CO₂ para as termelétricas. Esta proposta vem da necessidade de manter a tendência do país de uma matriz limpa, já que aproximadamente 72% da matriz energética brasileira é renovável, além de o país apresentar um potencial eólico de 143 GW, segundo o atlas do CEPREL feito em 2001. São estimados os custos para usinas nucleares, a carvão, a gás natural com ciclo combinado e a gás natural com ciclo aberto, que são comparados aos custos da energia eólica, que deverá possuir uma maior capacidade instalada devido ao seu menor fator de capacidade. Percebe-se que o custo de capital da tecnologia eólica é mais elevado do que o custo de capital das termelétricas, entretanto, além da tecnologia eólica apresentar custo de O&M menor do que das tecnologias termelétricas, ela não possui custo de combustível e custo de emissão de CO₂, fazendo com que o custo total das termelétricas seja mais oneroso do que o das eólicas. Além disso, investiga a curva de aprendizado da energia eólica no Brasil para mostrar a tendência da evolução dos custos futuros de investimento da tecnologia, essa curva permite avaliar a redução dos custos com o ganho de escala e aprendizado e a taxa de progresso é o parâmetro que expressa a taxa com que os custos declinam a cada vez que a produção acumulada ou capacidade instalada dobra. Considerando a curva de aprendizado, temos que os custos de capital para instalação de eólicas reduzem ao longo dos anos, e dependendo da taxa de progresso adotada, estes podem ser inferiores ao das termelétricas. Para viabilizar os

ganhos de aprendizado é preciso definir uma estratégia adequada. Riscoti (2011) sugere a inclusão de programas de incentivos tecnológicos, recursos humanos, pesquisa, materiais, componentes e centros de pesquisa com universidades a fim de se obter resultados satisfatórios.

Steinberger et al. (2011) propõe a instalação de um potencial de aproximadamente 140 GW de pico de capacidade de geração eólica no Brasil. Nesse trabalho a alocação de fazendas eólicas é feita nos principais corredores de vento ao longo da costa atlântica do Brasil e, portanto, próximos aos grandes centros consumidores. Segundo Steinberger et al. (2011), apesar de sua variabilidade, os ventos podem ser previstos com uma boa margem de sucesso. Além disso, sua capacidade limitada de gerar energia quando o consumidor precisa pode ser compensada pela geração hidrotérmica com grandes ganhos ambientais. A época do estudo, os dois principais parques eólicos em operação no país eram o parque eólico de Rio do Fogo (50 MW, localizado no RN) e o Complexo de Osório (150 MW, localizado no RS). Para obter uma estimativa da geração diária de plantas eólicas ao longo de um território extenso como o do Brasil, foram usadas as séries históricas de velocidade do vento (dados de 2007 a 2008) de médias diárias e pico diário das duas plantas existentes para gerar duas séries sintéticas, uma para a média diária e uma para o pico diário, para modelar todo sistema brasileiro. A série sintética para o parque Rio de Fogo foi produzida repetindo 10 vezes a série histórica, cada uma deslocada da anterior de 1 dia, e foi assumida como sendo um bom modelo para o comportamento do vento na região Nordeste, assim como a série sintética gerada para o Complexo de Osório foi considerado um bom modelo para a região Sul. Observa-se que a alta temporada de ventos ocorre de Agosto a Dezembro e a baixa de Janeiro a Julho para ambos os casos e são perceptíveis dois tipos de sazonalidade: uma sazonalidade anual que se comporta como uma senóide e uma sazonalidade diária aleatória, que é mais acentuada na região Sul. As séries sintéticas são convertidas em pu e agregadas numa única série sintética que é assumida como válida para todo o território brasileiro. Fatos interessantes foram observados como a complementaridade entre regiões e a complementariedade entre a energia eólica e a energia hidrelétrica. A geração eólica máxima ocorre no período de Agosto a Novembro, justamente o oposto ocorre com as

afluências de água que se relacionam com a produção de energia hidrelétrica, o que vem a beneficiar a construção de um sistema hidrotérmico-eólico.

Nascimento e Lima (2005) apresentam um modelo de programação dinâmica multi-estágio para obter o custo ótimo de geração em um sistema hidrotérmico-eólico instalado no nordeste brasileiro. Na abordagem utilizada o problema de coordenação hidrotérmica-eólica consiste de uma modelo de programação linear que incorpora as características físicas, técnicas e operativas do sistema de forma agregada. A metodologia de otimização implementada foi a Programação Dinâmica Dual Determinística (PDDD), que é baseada na técnica de decomposição de Benders. O problema de programação linear de cada estado é resolvido utilizando o algoritmo de pontos interiores. Para a simulação são selecionadas séries históricas que possuem um comportamento hidrológico similar àquele observado em 2003 e para isso foi feita uma análise de agrupamento das séries hidrológicas históricas disponíveis entre os anos de 1931 e 2001. Isso é feito para evitar que o comportamento hidrológico difira muito do atual, já que a otimização foi pensada para horizontes de planejamento de curto prazo. Medições realizadas entre os anos de 2004 e 2005 foram utilizadas para modelar a demanda, enquanto a geração eólica foi modelada utilizando dados coletados entre os anos de 2002 e 2003. Foi verificado que a inserção de geração eólica contribui para a redução dos custos de geração de energia elétrica e para a regularização dos reservatórios da região nordeste.

2.2.2 A Penetração de Eólicas Abordada Através de PDDE

Raby et al. (2009) apresenta uma metodologia que representa as variações horárias do vento para estudos do planejamento da transmissão em longo prazo (horizonte de 10 anos) incorporada ao problema de planejamento hidrotérmico. Como visto anteriormente, o PDDE em sua forma original é adequada para a resolução do problema de planejamento hidrotérmico estocástico de múltiplos estágios, porém a representação da geração eólica numa base horária para estudos de longo prazo é um desafio tanto para a modelagem matemática quanto para a aplicação do PDDE. Raby et al. (2009)

apresenta a modelagem do problema de despacho hidrotérmico com a incorporação da energia eólica que é resolvido utilizando a PDDE. Para estudos mais completos, é necessário possuir séries horárias de vento capazes de reproduzir os padrões sazonais típicos de uma determinada região e por isso é aplicado um método probabilístico de simulação que leva em conta a velocidade do vento juntamente com componentes sazonais e aleatórias. Partindo de leituras horárias da velocidade do vento, as variações sazonais são obtidas através da análise de espectro dos dados e, removendo dos dados a parcela sazonal, os resíduos são obtidos. Os resíduos normalizados são ajustados através do modelo auto-regressivo de médias móveis. Após estas etapas é possível gerar séries sintéticas de velocidades do vento e utiliza-las no problema de despacho de geração. A potência gerada por uma turbina eólica é determinada por uma curva que depende de suas características próprias e é expressa em função da velocidade do vento.

Do ponto de vista operacional, parques eólicos são similares às usinas a fio d'água, pois são fontes de geração variável e que dependem da disponibilidade de sua fonte de energia. A modelagem da geração eólica em Raby et al. (2009) considera a representação de usinas eólicas como se fossem usinas hidrelétricas a fio d'água, com custo variável igual a zero e potência gerada em função da disponibilidade do vento. A metodologia desenvolvida em Raby et al. (2009) foi aplicada em um caso real no sistema interligado Chileno com 10 usinas hidrelétricas com reservatório, 25 usinas hidrelétricas a fio d'água, 110 usinas termelétricas, 180 barras e 240 linhas de transmissão em um horizonte de simulação de 10 anos a partir de Abril de 2007 com conexão do parque eólico em Outubro de 2009. Através das simulações pode-se observar um decréscimo no custo marginal de operação do sistema Chileno, além de um aumento significativo no nível de armazenamento dos reservatórios das usinas.

Em Isaac et al. (2010) é abordado o problema de planejamento da expansão de sistemas elétricos considerando a conexão de parques eólicos focando na análise energética (despacho econômico, custo marginal de operação - CMO, intercâmbios, etc.) do sistema Colombiano. Os dados de velocidade do vento foram transformados em blocos de energia para serem utilizados no modelo de despacho energético (resolvido pela

técnica de PDDE). Foram coletados dados de velocidade do vento e um tipo de turbina eólica foi selecionada para ter sua curva de potência simulada de acordo com os dados do fabricante. As velocidades foram interpoladas na curva de potência e foram obtidas potências de saída para uma única turbina. Outros fatores como efeito sombra, rugosidade do terreno e espaçamento das turbinas no parque foram simulados para obter a potência gerada em todo o parque. Comparando a geração eólica horária com a curva de demanda típica na Colômbia, percebeu-se uma correlação. As curvas foram seccionadas em blocos de duração da demanda e em blocos de energia gerada nas eólicas como dados de entrada para o modelo. Foi considerado um horizonte de planejamento de 10 anos com discretização mensal e o modelo de aflúncias hidrológicas utilizado foi um modelo periódico autoregressivo (PAR) de ordem 2. Foi simulada a adição de 750 MW de geração eólica durante o horizonte de planejamento. O índice de penetração da energia eólica atingiu cerca de 6% da matriz energética, o que dá espaço para a instalação de novas plantas para médio e longo prazo. Além disso, a redução dos CMOs com a introdução das usinas eólicas é um sinal verde para maiores investimentos em energia eólica no país.

2.2.3 Integração de Eólicas e Hidrelétricas Reversíveis

Murage (2013) analisa os benefícios da integração da geração eólica com hidrelétricas reversíveis. Muitos países africanos dependem de fontes renováveis para gerar energia, com o domínio das hidrelétricas nos países da África subsaariana. No Quênia as hidrelétricas representam cerca de 50% da capacidade instalada. Devido à escassez de chuvas o país vem sofrendo com frequentes apagões, altas perdas no sistema elétrico e consequentemente aumentando o uso de plantas térmicas a diesel, o que fez o governo se interessar pela produção de energia eólica. No mercado de energia do Quênia os contratos das eólicas são do tipo *take-or-pay*, que significa que o pagamento para cada kWh gerado é feito sobre a energia disponível e não sobre a quantidade realmente consumida, isto representa um risco financeiro pois uma geração abaixo do esperado acarretaria em penalidades ao gerador. Devido a este risco, é proposta a operação combinada do parque eólico com uma hidrelétrica reversível. A integração do parque

eólico com um sistema de bombeamento possibilitará armazenar energia durante períodos de baixo consumo e gerar energia durante horas de pouco vento e alto consumo. O modelo é resolvido através de Programação Dinâmica Estocástica (PDE) e o objetivo é maximizar a receita do horizonte de operação reduzindo os desvios de potência. Se o operador produz mais energia do que o acordado com o operador do sistema, a energia é utilizada, pois existem regras de prioridade para energias renováveis. Apesar disso, o excesso sobre a potência acordada é remunerado por um valor que é uma fração do valor de mercado. Desvio de potência é a diferença entre a potência acordada em contrato e a potência disponível. O desvio é positivo se a geração eólica é maior do que a comprometida e negativa se ocorre o contrário. O valor das penalidades aplicadas para desvios de potência variam ao longo do dia e é função da carga horária, sendo maior durante os períodos de maior carregamento, forçando os geradores a honrar a geração estipulada em contrato. Os dados de velocidade do vento coletados foram agrupados utilizando o método *K-means*, resultando em quatro cenários de geração eólica. Os resultados mostram que durante as horas em que a geração é maior que a acordada, um pouco da potência em excesso é armazenada e utilizada nos períodos de baixa produção e altas penalidades, diminuindo as horas e o montante total de desvios negativos de potência. A integração do parque eólico a uma hidrelétrica reversível adicionou valor ao gerador, aumentando a receita, que depende diretamente do tamanho do reservatório utilizado. Essa integração pode futuramente facilitar a integração de outras fontes renováveis de geração variáveis ou intermitentes no sistema elétrico

2.2.4 Abordagens Alternativas

Pereira et al. (2011) apresenta uma abordagem diferente ao problema do planejamento hidrotérmico com penetração de eólicas, onde não apenas a esfera econômica do problema é tratada, mas também os aspectos ambientais. É apresentado um modelo de otimização para o planejamento do sistema elétrico com foco no planejamento da geração para auxiliar no processo de tomada de decisão sobre as estratégias de política energética, onde os impactos em termos de custo e emissões de CO₂ (dióxido de

carbono) são avaliados para um horizonte de planejamento de 10 anos. O modelo possui duas funções objetivo distintas, uma para minimizar os custos da expansão da geração e outra que minimiza as emissões de CO₂. Além das restrições clássicas do problema de despacho hidrotérmico individualizado algumas novas restrições como geração mínima com fontes renováveis (%), restrição de igualdade do vento (toda capacidade disponível no momento deve ser utilizada) e restrições de hidrelétricas reversíveis são incorporadas ao modelo. Foi realizado um estudo de caso para o sistema português, onde até 2020 é previsto um crescimento da demanda de 4,4% ao ano. Atualmente as eólicas (3571 MW) já representam 21% da capacidade instalada. Seguindo as diretivas da União Européia, o governo português tem a meta de atingir 45% da geração através de fontes renováveis. O problema foi modelado no software GAMS (general algebraic modeling system) e considerou dois diferentes cenários para a precipitação: chuvoso e precipitação média. A simulação do cenário chuvoso apresenta soluções ótimas mais baratas e uma redução da emissão de CO₂ pode ser obtida com menores gastos, pois condições chuvosas levam a uma maior produção das hidráulicas, reduzindo a necessidade de investimentos em novas plantas. Percebeu-se também que reduções mais drásticas nas emissões de CO₂ só podem ser obtidas com a substituição de todas as térmicas por térmicas a gás mais modernas e eficientes e com o aumento dos investimentos em eólicas, incluindo as eólicas *offshore*.

Em Pereira et al. (2012) o trabalho anterior é aprimorado criando um modelo de otimização não linear inteiro misto que foi aplicado ao planejamento de curto prazo da geração em um sistema similar ao esperado para 2020 em Portugal, considerando fontes hidrelétricas, termelétricas e eólicas. O modelo proposto considera apenas uma função objetivo, que agrega todos os custos relacionados ao sistema elétrico. Esta função inclui custos variáveis de operação e manutenção (O&M), custos de combustível e bombeamento (hidrelétricas reversíveis), custos da emissão de CO₂ e custos de *startup* e desligamento para cada grupo de usinas. Sete grupos principais de restrições são considerados: restrições de demanda, restrições de termelétricas (capacidade, e rampas de *startup* e desligamento), restrições de tempo mínimo de funcionamento e desligamento de termelétricas, restrições de grandes hidrelétricas (equação de balanço

da água), restrições de usinas reversíveis, restrições de eólicas (toda disponibilidade deve ser utilizada) e restrições de segurança. A ideia descrita origina um modelo de otimização não linear inteiro misto com 16297 variáveis, sendo 5208 binárias, e 26016 restrições não lineares de desigualdade e foi implementado utilizando o GAMS. Foi simulada a operação de uma semana do sistema elétrico português esperado para 2020, sendo uma semana de Janeiro (tomada como parâmetro para o inverno) e uma semana de Agosto (verão). O resultado obtido foi um custo de operação 2 vezes maior para o verão em relação ao inverno. Embora a demanda cresça durante o inverno, a grande disponibilidade de geração eólica e hidrelétrica assegura que as termelétricas serão menos acionadas, que leva a uma redução do custo de operação do sistema, fortemente influenciado pelo custo dos combustíveis. O alto número de *startups* e desligamentos durante a época de inverno não refletem num aumento do custo total, pois seus custos são menos relevantes do que os custos dos combustíveis.

Trötscher (2007) descreve um modelo de programação quadrática utilizado para calcular os preços *spot* em um mercado de energia elétrica eficiente. O modelo foi adaptado à região norte da Europa, com foco na Dinamarca ocidental e integração de grandes quantidades de energia eólica. No modelo, geração e demanda são igualadas, numa base horária, para encontrar o preço *spot* em cada região. Valores históricos de carga são utilizados para representar a demanda, assumida inelástica. O fornecimento de energia é modelado de acordo com o tipo de geração: Termelétricas são representadas por curvas de custo marginal lineares por partes. Dados históricos do vento são utilizados para modelar a potência variável gerada pelas eólicas, que tem custo marginal considerado como zero. Hidrelétricas são modeladas através de um reservatório equivalente e seu custo marginal de operação é definido como uma função da diferença entre o nível do reservatório e o nível de sua mediana histórica. Trötscher (2007) quantifica o impacto que a capacidade instalada de energia eólica traz ao preço da eletricidade na Dinamarca ocidental através de seu aumento gradativo. Os resultados mostraram um impacto modesto, pois o preço médio da energia caiu apenas 10% quando a capacidade instalada das eólicas foi dobrada, e verificou-se que a geração

termelétrica irá definir o preço *spot* da energia para todas as horas do dia em que a geração eólica não superar 50% da demanda doméstica na Dinamarca.

CAPÍTULO 3

O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO HIDROTÉRMICO-EÓLICO

3.1 Visão Geral do Problema

Em um problema de planejamento hidrotérmico considerando a penetração de geração eólica se está interessados em minimizar os custos de produção de eletricidade para suprir a demanda considerando a operação de geradores hidrelétricos, termelétricos e eólicos. Como visto no Capítulo 2, o operador do sistema deve decidir sobre o uso da água armazenada nos reservatórios para produzir energia. Utilizar água dos reservatórios evita as despesas de se despachar usinas termelétricas, mas pode colocar em risco a disponibilidade do recurso hídrico no futuro. Além disso, toda a energia gerada pelas plantas eólicas deve ser utilizada para suprir a demanda no momento em que esta é gerada, já que atualmente não existem métodos econômicos de armazenar a energia do vento não transformada em energia elétrica como ocorre com a água armazenada nos reservatórios.

A água disponível para produzir eletricidade é limitada pela capacidade de armazenamento dos reservatórios e pelas afluições de água futuras que chegam ao reservatório de acumulação das hidrelétricas. A geração eólica é limitada pela potência instalada da planta e pelas velocidades do vento futuras que atingirão as pás das turbinas. A geração termelétrica deve ser utilizada para complementar a quantia de energia necessária para atender a demanda do sistema. Entretanto, a utilização correta dos recursos pode reduzir os custos.

O planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos-eólicos de geração elétrica abrange desde o planejamento plurianual até a programação diária da operação da

geração dos reservatórios. Devido ao seu porte e complexidade, o problema é dividido em diversas etapas. Em cada etapa são utilizados modelos com diferentes graus de detalhamento na representação do sistema.

A partir dos modelos de curto prazo até o despacho horário, existe a representação individualizada dos reservatórios, ou seja, determinam-se as metas individuais de geração das usinas hidrelétricas e térmicas do sistema, bem como o intercâmbio energético entre elas.

Segundo Fortunato et. al (1990) o modelo deve conseguir representar as restrições físicas e operativas associadas ao problema, dentre as quais destacam-se:

- Equação de balanço da água;
- Limites de turbinamento;
- Defluência mínima;
- Armazenamento máximo e mínimo;
- Atendimento à demanda;
- Desvio de água para irrigação;
- Produção de energia.

A restrição relativa à produção de energia visa calcular a energia gerada por uma usina hidrelétrica em função da vazão turbinada. Esta energia depende da produtibilidade de cada usina que é uma função não linear da queda d'água. Por simplificação, neste trabalho, esta produtibilidade será considerada constante. Turbinas eólicas possuem um parâmetro semelhante à produtibilidade, chamado de coeficiente de potência, que pode ser estimado ou calculado para uma turbina eólica com base na eficiência da conversão eólica em energia eletromecânica.

A modelagem descrita a seguir dá ênfase apenas às restrições que serão utilizadas no modelo que está sendo proposto neste trabalho. Algumas outras restrições específicas, como tempo de viagem da água, bombas elétricas, função de produção energética não

linear com a queda, entre outras, também podem ser consideradas para a construção do modelo quando estritamente necessárias.

3.1.1 Demanda de Energia do Sistema

A demanda de energia elétrica do sistema pode ser entendida como a carga própria a ser atendida pela geração. Em modelos de médio e longo prazo a discretização do problema é mensal, portanto a carga própria é expressa através da energia fornecida pelo parque gerador ao sistema ao longo de um mês, na unidade MWmês, o que corresponde à soma de todos os MWh observados ao longo do mês. Uma carga própria a ser atendida em um mês é de 300 MWmês corresponde a uma carga de 300 MWh em cada hora do mês.

Às vezes, é importante para o planejador conhecer com maior detalhe a contribuição da geração à carga própria de acordo com os ciclos diários da carga ao longo do mês. Uma forma de resolver esta questão é agrupar as cargas distribuídas em torno de níveis semelhantes, denominados patamares de mercado, e verificar a forma como a carga própria é atendida em cada um destes níveis. Uma ideia bastante utilizada no planejamento da operação no Brasil (CEPEL, 2013) é a definição de três patamares de carga, em torno dos quais se agrupam, respectivamente, cargas pesadas (P), médias (M) e leves (L). Cada patamar de carga tem uma duração durante o dia.

A Figura 3-1 representa os três patamares de carga durante um mês específico, onde μ representa um fator multiplicador da demanda média e λ representa a duração dos patamares de carga.

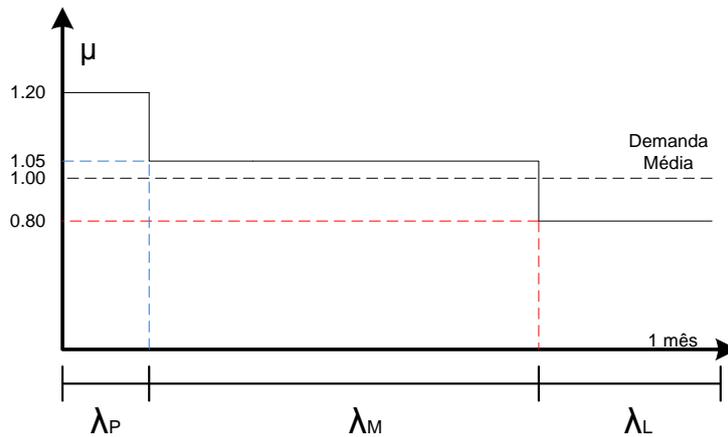


Figura 3-1 – Demanda em cada patamar de carga

É prática do setor elétrico brasileiro na pré-avaliação do problema de despacho de geração de médio prazo descontar alguns tipos de geração da demanda. Em geral, a geração proporcionada pelas Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCH's) não é representada explicitamente no modelo porque a potência instalada de cada uma delas contribui com um percentual irrisório para a carga própria. Por isso, a geração proveniente das PCH's é abatida da carga própria, juntamente com a geração mínima das usinas térmicas que não participa do processo de tomada de decisão.

Também é abatido da carga própria o valor correspondente à geração das usinas submotorizadas. Esta energia corresponde à energia gerada pelas unidades das novas usinas que estão entrando no sistema, e que não possuem capacidade disponível para gerar a potência de base, que é um dado físico de cada usina, naquele momento. Antes de atingir a potência de base, a usina é tratada como submotorizada. A geração das usinas submotorizadas é fornecida como um recurso externo, e, portanto, a energia gerada por elas deve também ser abatida da carga própria.

Considere um conjunto de regiões I que possuam geração e demanda. A demanda de energia na região i , no patamar de carga k durante o período de tempo t é definido pela equação abaixo:

$$d_{i,k}^t = D_i^t \mu_{i,k}^t - gpc_i^t - \sum_{g \in G_i} \underline{GT}_g^t - EF_i^t \quad (3.1)$$

onde,

- $d_{i,k}^t$ demanda líquida na região i , no patamar de carga k e período t [MWmês];
- D_i^t demanda média mensal na região i no período t [MWmês];
- $\mu_{i,k}^t$ multiplicador da demanda para a região i , patamar de carga k e período t ;
- gpc_i^t energia produzida por pequenas centrais hidrelétricas na região i e período t [MWmês];
- \underline{GT}_g^t geração termelétrica mínima da planta g no período t [MWmês];
- G_i subconjunto de geradores termoelétricos da região i ;
- EF_i^t energia produzida pelas plantas hidrelétricas submotorizadas na região i no período t [MWmês].

3.2 Modelo Matemático

É apresentada a seguir a formulação desenvolvida como um modelo de programação linear estocástica recursiva de T estágios para o problema de planejamento hidrotérmico com penetração de eólicas e representação por usinas individualizadas.

Conjuntos

- $i \in I$ conjunto de regiões;
- $(i, j) \in E$ pares de regiões com possibilidade de intercâmbio de energia;
- $h \in H$ conjunto de geradores hidrelétricos;
- H_i subconjunto de geradores hidrelétricos localizados na região i ;
- $m \in M_h$ conjunto de geradores hidrelétricos a montante da usina h ;
- $g \in G$ conjunto de geradores termoelétricos;
- G_i subconjunto de geradores termoelétricos da região i ;

$v \in V$	conjunto de geradores eólicos;
V_i	subconjunto de geradores eólicos da região i ;
$k \in K$	patamares de carga;
$\ell \in L$	patamares de déficit;
$t \in T$	estágios de tempo;
$\omega_t \in \Omega_t$	cenários (água e velocidade do vento) para o estágio t .

Parâmetros

β	taxa de desconto;
c_g^t	custo de geração termelétrica da planta g no estágio t [\$/MWh];
ρ_ℓ^t	custo de déficit do patamar ℓ no estágio t [\$/MWh];
$d_{i,k}^t$	demanda na região i , no patamar de carga k e estágio t [MWh];
$\overline{GT}_{g,k}^t$	limite superior de geração termelétrica da planta g durante o patamar de carga k [MWh];
$\overline{GE}_{v,k}^t$	limite superior de geração eólica da planta v durante o patamar de carga k [MWh];
$\underline{p}_{i,j,k}^t$	limite inferior de intercâmbio de energia da região i para a região j , durante o patamar de carga k no estágio t [MWh];
$\overline{p}_{i,j,k}^t$	limite superior de intercâmbio de energia da região i para a região j , durante o patamar de carga k no estágio t [MWh];
\underline{x}_h^t	limite inferior de armazenamento do reservatório da planta h no estágio t [hm ³ /mês];
\overline{x}_h^t	limite superior de armazenamento do reservatório da planta h no estágio t [hm ³ /mês];
δ_h	produtibilidade da planta hidrelétrica h [MW/m ³ /s];
$\overline{u}_{\ell,k}^t$	limite superior de déficit no atendimento da demanda no patamar de déficit ℓ durante o patamar de carga k no estágio t [MWh];
$\underline{vt}_{h,k}^t$	limite inferior para a vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m ³ /s];

$\overline{vt}_{h,k}^t$	limite superior para a vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m^3/s];
n_v	número de turbinas eólicas da planta v ;
σ_v	densidade do ar da planta v [kg/m^3];
A_v	área varrida pelas turbinas eólicas da planta v [m^2];
$C_{p_v}^t$	coeficiente de potência da planta v ;
τ	constante utilizada para converter m^3/s em $\text{hm}^3/\text{mês}$, e vice-versa. É calculada de acordo com o número de dias do mês.

Variáveis Aleatórias

$b_{h,t}^\omega$	afluência na planta hidrelétrica h no estágio t e cenário ω [m^3/s];
$ws_{v,t}^\omega$	velocidade média do vento na planta v no estágio t e cenário ω [m/s].

Variáveis de Decisão

x_h^t	volume de armazenamento no reservatório da planta hidrelétrica h no estágio t [$\text{hm}^3/\text{mês}$];
$vt_{h,k}^t$	vazão turbinada na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m^3/s];
$s_{h,k}^t$	vertimento na planta hidrelétrica h no patamar de carga k e estágio t [m^3/s];
$gh_{h,k}^t$	geração hidrelétrica na planta h no patamar de carga k e estágio t [MWmês];
$gt_{g,k}^t$	geração termelétrica na planta g no patamar de carga k e estágio t [MWmês];
$w_{v,k}^t$	geração eólica na planta v no estágio t e patamar de carga k [MWmês];
$u_{\ell,k}^t$	demanda não atendida no patamar de déficit ℓ durante o patamar de carga k no estágio t [MWmês];
$p_{i,j,k}^t$	intercâmbio de energia da região i para a região j durante o patamar de carga k no estágio t [MWmês].

Formulação do Problema

$$z^* = \min \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \left[\sum_{g \in G_i} c_g^1 g t_{g,k}^1 + \sum_{\ell \in L} \rho_\ell^1 u_{\ell,k}^1 \right] + (1 + \beta)^{-1} \mathbb{E}_{b_1 | b_2} h_2(x^1, b_2) \quad (3.2a)$$

sujeito a

$$x_h^1 = x_h^0 + \tau b_{h,0} - \sum_{k \in K} (v t_{h,k}^0 + s_{h,k}^0) + \sum_{m \in M_h} \sum_{k \in K} (v t_{m,k}^0 + s_{m,k}^0) \quad \forall i \in I, \forall h \in H_i \quad (3.2b)$$

$$\sum_{h \in H_i} g h_{h,k}^1 + \sum_{g \in G_i} g t_{g,k}^1 + \sum_{v \in V_i} w_{v,k}^1 + \sum_{\ell \in L} u_{\ell,k}^1 - \sum_{j: (i,j) \in E} p_{i,j,k}^1 + \sum_{j: (i,j) \in E} p_{j,i,k}^1 = d_{i,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall i \in I \quad (3.2c)$$

$$g h_{h,k}^1 - \frac{\delta_h}{\tau} v t_{h,k}^1 = 0 \quad \forall k \in K, \forall h \in H \quad (3.2d)$$

$$0 \leq g h_{h,k}^1 \leq \delta_h \overline{v t}_{h,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall h \in H \quad (3.2e)$$

$$w_{v,k}^1 \leq n_v \frac{1}{2} \sigma_v \cdot A_v \cdot w_{s_{v,1}}^{\omega} \cdot C_{p_v}^1 \quad \forall k \in K, \forall v \in V \quad (3.2f)$$

$$\tau \underline{v t}_{h,k}^1 \leq v t_{h,k}^1 \leq \tau \overline{v t}_{h,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall h \in H \quad (3.2g)$$

$$\sum_{j: (i,j) \in E} (p_{i,j,k}^1 - p_{j,i,k}^1) = 0 \quad \forall k \in K, \forall i \in I \quad (3.2h)$$

$$0 \leq g t_{g,k}^1 \leq \overline{G T}_{g,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall g \in G \quad (3.2i)$$

$$0 \leq w_{v,k}^1 \leq \overline{G E}_{v,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall v \in V \quad (3.2j)$$

$$\underline{p}_{i,j,k}^1 \leq p_{i,j,k}^1 \leq \overline{p}_{i,j,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall (i,j) \in E \quad (3.2k)$$

$$0 \leq u_{\ell,k}^1 \leq \overline{u}_{\ell,k}^1 \quad \forall k \in K, \forall \ell \in L \quad (3.2l)$$

$$\underline{x}_h^1 \leq x_h^1 \leq \overline{x}_h^1 \quad \forall h \in H \quad (3.2m)$$

Note que x_h^0 é o nível de armazenamento inicial nas plantas hidrelétricas que está disponível para ser utilizado no primeiro estágio. Para os estágios $t = 2, \dots, T$ temos:

$$h_t(x^{t-1}, b_t^\omega) = \min \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \left[\sum_{g \in G_i} c_g^t g_{g,k}^t + \sum_{\ell \in L_i} \rho_\ell^t u_{\ell,k}^t \right] + (1 + \beta)^{-1} \mathbb{E}_{b_{t+1} | b_1, \dots, b_t} h_{t+1}(x^t, b_{t+1}^\omega) \quad (3.3a)$$

sujeito a

$$x_h^t = x_h^{t-1} + \tau b_{h,t-1} - \sum_{k \in K} (v_{h,k}^{t-1} + s_{h,k}^{t-1}) + \sum_{m \in M_h} \sum_{k \in K} (v_{m,k}^{t-1} + s_{m,k}^{t-1}) \quad \forall h \in H \quad (3.3b)$$

$$\sum_{h \in H_i} g h_{h,k}^t + \sum_{g \in G_i} g_{g,k}^t + \sum_{v \in V_i} w_{v,k}^t + \sum_{\ell \in L_i} u_{\ell,k}^t - \sum_{j:(i,j) \in E} p_{i,j,k}^t + \sum_{j:(i,j) \in E} p_{j,i,k}^t = d_{i,k}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I \quad (3.3c)$$

$$g h_{h,k}^t - \frac{\delta_{h,i}}{\tau} v_{h,k}^t = 0 \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall h \in H_i \quad (3.3d)$$

$$0 \leq g h_{h,k}^t \leq \delta_{h,i} \overline{v}_{h,k}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall h \in H_i \quad (3.3e)$$

$$w_{v,k}^t \leq n_{v,i} \frac{1}{2} \sigma_v \cdot A_v \cdot w_{v,t}^\omega \cdot C_{p_v}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall v \in V_i \quad (3.3f)$$

$$\tau \underline{v}_{h,k}^t \leq v_{h,k}^t \leq \tau \overline{v}_{h,k}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall h \in H_i \quad (3.3g)$$

$$\sum_{j:(i,j) \in E} (p_{i,j,k}^t - p_{j,i,k}^t) = 0 \quad \forall k \in K, \forall i \in I \quad (3.3h)$$

$$0 \leq g_{g,k}^t \leq \overline{G}_{g,k}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall g \in G_i \quad (3.3i)$$

$$0 \leq w_{v,k}^t \leq \overline{G}_{v,k}^t \quad \forall k \in K, \forall i \in I, \forall v \in V_i \quad (3.3j)$$

$$\underline{p}_{i,j,k}^t \leq p_{i,j,k}^t \leq \overline{p}_{i,j,k}^t \quad \forall k \in K, \forall (i,j) \in E \quad (3.3k)$$

$$0 \leq u_{\ell,k}^t \leq \overline{u}_{\ell,k}^t \quad \forall k \in K, \forall \ell \in L \quad (3.3l)$$

$$\underline{x}_h^t \leq x_h^t \leq \overline{x}_h^t \quad \forall i \in I, \forall h \in H_i \quad (3.3m)$$

3.3 Função Objetivo

$$z^* = \min \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \left[\sum_{g \in G_i} c_g^1 g t_{g,k}^1 + \sum_{\ell \in L} \rho_{\ell}^1 u_{\ell,k}^1 \right] + (1 + \beta)^{-1} \mathbb{E}_{b_1|b_2} h_2(x^1, b_2) \quad (3.2a)$$

Esta função objetivo consiste em minimizar o custo total de operação esperado, representado pelo gasto com combustíveis e eventuais penalizações por cortes no atendimento à demanda. Como pode ser observado na equação (3.2a), esta penalização funciona de maneira similar à uma usina térmica com custo igual ao custo de déficit. Pode se penalizar o não atendimento à demanda com custos de déficits diferentes de acordo com a profundidade do corte, para isto são criados os patamares de déficit ($\ell \in L$). Ou seja, é como se fossem incorporadas ao sistema um número de usinas térmicas igual ao número de patamares de déficit, cada uma com um custo de operação diferenciado que reflete o quanto a sociedade estaria disposta a pagar por não estar recebendo aquela energia (MELO ET. AL, 2002).

O problema multi-estágio é dividido em vários sub-problemas de otimização, um para cada estágio. A função objetivo de cada subproblema, para um determinado estágio t , corresponde a minimizar o custo de operação presente mais o custo futuro, que vai desde o estágio seguinte, $t+1$, até o último estágio do horizonte do estudo, representada pela função de custo futuro. A função de custo futuro é representada por uma função linear por partes, aproximada pela metodologia de cortes de Benders (BENDERS, 1962), supondo como variáveis de estado o armazenamento inicial e as afluições anteriores ao estágio analisado. Logo, a função objetivo exposta anteriormente retrata o objetivo do planejamento dos sistemas hidrotérmicos, que é atender a carga própria com

o menor custo de operação total. Isto corresponde a minimizar o custo de operação do estágio em que o planejador se encontra até o fim do horizonte de planejamento, operação que é repetida para todos os estágios deste horizonte.

3.4 Restrições do Problema

Para este problema temos quatro diferentes conjuntos de restrições para cada estágio, sendo três estruturais e um de limites.

3.4.1 Equações de Balanço da Água

As Equações (3.2b) e (3.3b) representam o conjunto de restrições de balanço da água para os estágios 1 e t , respectivamente. Cada planta hidrelétrica contida no problema gera uma restrição deste tipo para cada estágio. O objetivo desta restrição é balancear os níveis de armazenamento dos reservatórios. Estas restrições asseguram que o volume de armazenamento de um reservatório em um estágio t seja igual ao volume no estágio $t - 1$ somado do volume da afluência ocorrida em $t - 1$ e dos volumes turbinados e vertidos pelas plantas a montante e subtraído dos volumes turbinados e vertidos pela própria planta em $t - 1$.

3.4.2 Equações de Atendimento a Demanda

As Equações (3.2c) e (3.3c) representam o conjunto de restrições referentes ao atendimento da demanda, resultando num total de $|I| \cdot |K|$ restrições deste tipo para cada estágio. As restrições de atendimento a demanda exigem que, para cada região i e patamar de carga k , o montante de energia produzida somada ao déficit de atendimento (corte de carga) e aos intercâmbios de energia deve igualar a demanda do sistema da região i no patamar de carga k .

3.4.3 Equações de Produção de Energia

O conjunto de Equações (3.2d), (3.3d), (3.2e), (3.3e), (3.2f) e (3.3f) representam as restrições de produção de energia. O primeiro conjunto diz que a geração hidrelétrica deve ser igual à vazão turbinada na planta multiplicada pela sua produtibilidade, é utilizada a constante τ para fins de igualar as unidades do problema. Já o segundo conjunto diz que a geração hidrelétrica não pode ultrapassar o valor da vazão turbinada máxima multiplicada pela produtibilidade. E o terceiro diz respeito à geração eólica, que deve ser igual à expressão que transforma a velocidade do vento em energia eólica.

3.4.4 Equações de Limites

O restante das equações representam os limites inferiores e superiores para as variáveis do problema como geração termelétrica, geração eólica, intercâmbio de energia, déficit de atendimento a carga e volume de armazenamento dos reservatórios.

3.5 Geração de Cenários de Afluências Futuras

Prever a disponibilidade de água nas plantas hidrelétricas é fundamental no problema de despacho hidrotérmico. Atualmente, apenas as plantas com capacidade total superior a 30 MW e com despacho centralizado controlado pelo operador nacional do sistema (ONS) são consideradas para este propósito.

Para determinar o montante de energia que cada uma das hidrelétricas do sistema serão capazes de produzir no futuro, precisamos saber quanto de água estará disponível nos reservatórios. A afluência natural é a média de água que chega ao reservatório das usinas por unidade de tempo. De acordo com Guilhon (2002), o processo de medição da afluência no reservatório das usinas depende dos seguintes fatores:

- Declividade da bacia hidrográfica, que influencia na velocidade da água;
- Evaporação;

- Infiltração, que é o fluxo de água pela superfície do solo;
- Precipitação;
- Reabastecimento do aquífero, que mede o retorno de água dos lençóis à superfície; e
- Percolação, que é o fluxo de água da superfície para águas subterrâneas.

Portanto, qualquer mudança no clima ou nas condições e uso do solo irão afetar estas características e conseqüentemente a afluência natural. O método adotado atualmente para medir as afluências naturais utiliza dados de estações fluviométricas, que medem o nível da água. Cada uma dessas estações possui uma curva que relaciona o nível do rio com sua afluência.

Os dados históricos de afluência natural para cada planta hidrelétrica do sistema brasileiro estão disponíveis numa base mensal, começando em Janeiro de 1931 (CCEE, 2013). O fluxo é medido em metros cúbicos por segundo [m^3/s]. Um fragmento do arquivo de dados de afluências é mostrado na Figura 3-2. A primeira coluna corresponde ao número de identificação da estação fluviométrica, a segunda coluna identifica o ano e as próximas doze colunas são as afluências naturais médias de Janeiro a Dezembro daquele ano.

Um fragmento de um segundo arquivo contendo informações das plantas hidrelétricas é mostrado na Figura 3-3. A primeira coluna contém o número de identificação da hidrelétrica, a segunda contém o nome, a terceira é o número da estação fluviométrica correspondente e a quarta indica a planta à jusante (um zero nesta coluna significa que não há planta à jusante). As próximas três colunas indicam o subsistema ao qual a planta pertence, seu volume inicial e se é uma usina existente ou em expansão. E as duas últimas colunas correspondem ao primeiro e último ano de dados disponíveis. Todos os dados começam no ano de 1931, mesmo que a planta não estivesse em operação naquela época. Nestes casos, uma interpolação é feita com dados de estações fluviométricas mais antigas para estimar um conjunto de dados aproximados para aquela planta.

1	1931	178	371	326	479	332	226	125	89	112	192	153	215
1	1932	449	344	214	72	68	98	81	71	73	92	102	240
1	1933	287	161	147	108	84	72	69	64	63	67	72	141
1	1934	196	96	112	79	60	49	44	38	40	48	57	216
1	1935	242	381	184	169	121	98	73	73	69	86	86	92
1	1936	84	108	229	128	90	67	57	58	65	60	87	200
1	1937	349	231	170	121	128	95	74	62	57	136	158	378
1	1938	265	298	227	154	133	105	88	85	97	125	135	256
1	1939	260	261	149	150	107	87	79	67	63	72	124	219
1	1940	270	315	255	149	113	94	77	65	64	80	177	213
1	1941	233	148	146	119	82	73	75	58	89	94	100	197
1	1942	164	193	267	139	113	92	82	66	63	90	113	166
1	1943	474	309	282	135	96	110	84	79	74	102	102	185
1	2005	254	208	176	114	119	93	84	65	64	65	106	176
1	2006	129	153	150	86	68	60	53	45	54	69	112	170
1	2007	363	274	132	100	81	70	59	54	42	50	83	88
1	2008	113	221	194	141	88	75	60	51	53	68	119	257
1	2009	254	267	223	177	115	93	90	75	88	125	123	272
1	2010	297	179	248	151	109	89	81	63	56	77	179	292
1	2011	525	187	237	150	121	101	83	68	61	84	93	289
1	2012	382	233	153	107	108	102	78	61	52	58	92	127
1	2013	341	258	183	149	98	88	72	00	00	00	00	00
2	1931	178	371	326	479	332	226	125	89	112	192	153	215
2	1932	449	344	214	72	68	98	81	71	73	92	102	240
2	1933	287	161	147	108	84	72	69	64	63	67	72	141
2	1934	196	96	112	79	60	49	44	38	40	48	57	216
2	1935	242	381	184	169	121	98	73	73	69	86	86	92

Figura 3-2 – Formato do arquivo de afluições naturais de água

NUM	NOME	POSTO	JUS	SSIS	V.INIC	U.EXIS	MODIF	INIC.HIST	FIM	HIST
XXXX	XXXXXXXXXXXXXX	XXXX	XXXX	XXXX	XXX.XX	XXXX	XXXX	XXXX	XXXX	XXXX
4	FUNIL-GRANDE	211	6	1	0.00	EX	1	1931	2011	
20	BATALHA	22	21	1	0.01	EE	1	1931	2011	
21	SERRA FACAO	251	24	1	59.80	EX	0	1931	2011	
27	CAPIM BRANC1	207	28	1	28.63	EX	0	1931	2011	
28	CAPIM BRANC2	28	31	1	0.00	EX	1	1931	2011	
29	CORUMBA IV	205	203	1	71.00	EX	0	1931	2011	
48	PIRAJU	48	49	1	0.00	EX	0	1931	2011	
66	ITAIPU	66	0	1	0.00	EX	1	1931	2011	
119	HENRY BORDEN	318	0	1	0.00	EX	1	1931	2011	
131	NILO PECANHA	131	133	1	0.00	EX	0	1931	2011	
132	FONTES	303	133	1	0.00	EX	1	1931	2011	
141	BAGUARI	141	143	1	0.00	EX	1	1931	2011	
155	RETIRO BAIXO	155	156	1	95.22	EX	1	1931	2011	
156	TRES MARIAS	156	0	1	47.63	EX	1	1931	2011	

Figura 3-3 – Formato do arquivo de dados das plantas hidrelétricas

Estes dois arquivos são disponibilizados pelo ONS e fazem parte do mesmo conjunto (ou deck) de arquivos utilizado para determinar os custos e capacidade da termelétrica do caso exemplo apresentado na seção anterior.

Como normalmente os geradores fazem parte de uma cascata, é importante introduzir o conceito de afluições incrementais. Suponha o esquema de cascata apresentado na Figura 3-4. A hidrelétrica 1 é a primeira da cascata, o que significa que sua afluição incremental será igual sua afluição natural $x_{in,1}$. Porém, a hidrelétrica 2 tem 1 à

montante, portanto sua afluência incremental será dada pela diferença entre sua afluência natural $x_{in,2}$ e a vazão defluente da hidrelétrica 1 $x_{out,1}$

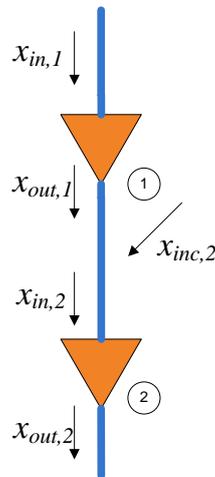


Figura 3-4 – Exemplo de cascata de reservatórios

Generalizando temos:

$$x_{inc,i} = x_{in,i} - \sum_{j \in \Omega_i} x_{out,j} \quad (3.4)$$

onde $x_{inc,i}$ é a afluência incremental da planta i , $x_{in,i}$ é a afluência natural da planta i , Ω_i é o subconjunto de plantas localizadas imediatamente a montante da planta i na cascata. Este subconjunto é formado analisando a quarta coluna do arquivo de dados das plantas. Note que $x_{in,i}$ depende da decisão tomada no reservatório a montante, do montante de água que será turbinada para gerar eletricidade ou até mesmo vertida. A afluência incremental corresponde à água captada entre os reservatórios 1 e 2. Portanto, quando transformamos as afluências naturais em incrementais, estamos eliminando a etapa de decisão do processo de previsão. Para maiores detalhes sobre o cálculo das afluências incrementais consultar Lima (2011).

O objetivo desta etapa do trabalho é desenvolver uma árvore de cenários composta pelos valores de afluências previstos para o modelo de otimização que resolve o

problema de despacho hidrotérmico-eólico. Em cada nó da árvore teremos um valor de afluência previsto para cada uma das plantas hidrelétricas do sistema.

Uma maneira de gerar previsões para as afluências correlacionadas consiste na amostragem a partir da Distribuição Normal Multivariada, onde são desenhadas independentemente distribuições normais $N[\mu, \sigma^2]$, onde μ e σ^2 são, respectivamente, a média e o desvio padrão dos dados históricos de vazão incremental de cada uma das plantas hidrelétricas do sistema. Primeiramente é feito um tratamento dos dados para transformar vazão natural em vazão incremental, como abordado anteriormente. A matriz de correlação entre as plantas é decomposta através da decomposição de Cholesky (LIMA, 2011).

Suponha um número de estágios ne e um número de plantas hidrelétricas nh , que no caso exemplo é sete. Seja X uma matriz ($nh \times ne$) composta de elementos independentemente sorteados de uma normal $N[0,1]$ e R a matriz de correlação entre as hidrelétricas ($nh \times nh$). A decomposição de Cholesky de R nos dá uma matriz triangular inferior L da seguinte forma:

$$R = LL^T \quad (3.5)$$

Definimos Y da seguinte forma:

$$Y = LX \quad (3.6)$$

Y será uma matriz ($ne \times nh$) de elementos correlacionados pertencentes a uma distribuição normal $N[0, \Sigma]$. Como o sorteio vem de uma normal $N[0,1]$, $\sigma = 1$ e a matriz de covariância $\Sigma = R$. Se queremos previsões correlacionadas para hidrelétrica $i = 1, 2, \dots, nh$ em um estágio t dado por uma normal $N_{t,i}[\mu_i, \sigma_i^2]$, deve-se simplesmente multiplicar os elementos da coluna i da matriz Y por σ_i e somar a média μ_i . Por exemplo, considere um elemento $y_{j,i}$, que corresponde ao j -ésimo estágio da planta i , então

$$y'_{j,i} = \mu_i + y_{j,i} \times \sigma_i \quad (3.7)$$

será uma previsão pertencente a normal $N_{t,i}[\mu_i, \sigma_i^2]$. A matriz resultante Y' ($ne \times nh$) conterá previsões para as afluições incrementais das plantas hidrelétricas pertencentes a distribuição normal $N[\mu, \Sigma]$ (LIMA, 2011).

3.6 Geração de Cenários para a Geração Eólica

A utilização dos ventos pelo homem já é de longa data, com registros conhecidos há mais de cinco mil anos, mas foram nas últimas décadas que a energia dos ventos encontrou espaço no mercado de geração de energia elétrica pelo mundo.

A potência convertida por uma turbina eólica pode ser expressa através da equação:

$$P_{turbina} = \frac{1}{2} \rho A v^3 C_p \quad (3.8)$$

onde

- $P_{turbina}$ potência elétrica instantânea fornecida pela turbina [W];
- ρ densidade do ar [kg/m^3];
- A área varrida pelas pás [m^2];
- v velocidade do vento [m/s];
- C_p coeficiente de potência, indica a porcentagem da massa de ar incidente no rotor que é convertida em energia mecânica, sendo 0,4 um valor típico;

A Equação (3.8) revela que a potência disponível é fortemente dependente da velocidade do vento: quando esta duplica, a potência aumenta oito vezes, mas duplicando a área varrida pelas pás da turbina, o aumento é só de duas vezes. Por outro lado, se a velocidade do vento desce para metade, a potência reduz-se a 12,5%. Tudo isto explica a importância crítica da colocação das turbinas em locais com velocidades do vento elevadas no sucesso econômico dos projetos de energia eólica. Quanto mais

baixa a temperatura, mais moléculas de ar existem por metro cúbico. Por isso, o potencial eólico é maior quando a densidade do ar é maior, ou seja, quando está mais frio.

Os dados históricos de velocidade do vento para a planta eólica do caso exemplo estão disponíveis numa base mensal, de Janeiro de 1991 a Dezembro de 2010. A velocidade é medida em metros por segundo [m/s]. Um fragmento do arquivo de dados de velocidades do vento é mostrado na Figura 3-5. A primeira identifica o ano e as próximas doze colunas são as velocidades médias mensais do vento de Janeiro a Dezembro daquele ano.

Série Ncep	1991	1992	1993	1994
Jan	7,13	6,28	7,86	5,26
Fev	7,05	7,09	5,52	6,50
Mar	5,94	6,28	5,81	5,36
Abr	4,76	6,99	6,07	4,36
Mai	5,27	7,77	6,37	5,49
Jun	5,71	7,90	7,34	5,72
Jul	6,86	7,78	8,09	7,73
Ago	8,30	9,55	8,70	8,18
Set	8,70	10,42	8,94	9,36
Out	9,22	9,97	9,31	9,52
Nov	7,61	9,73	7,15	9,20
Dez	8,49	9,11	6,55	7,91

Figura 3-5 – Formato do arquivo de velocidades do vento

Os dados de velocidade do vento são transformados em potência utilizando a Equação (3.8) e a potência gerada por cada uma das turbinas é multiplicada pelo número de aerogeradores da planta para obtermos a geração total em [MWmês]. Outros fatores como efeito sombra (interferência aerodinâmica que ocorre quando as pás de uma turbina de eixo horizontal se encontram próximas da torre), rugosidade do terreno e espaçamento das turbinas no parque podem ser simulados para obter a potência gerada em todo o parque, porém não foram utilizados por questão de simplicidade. A Figura

3-6 apresenta um fragmento do arquivo de dados históricos para a geração em [MWmês].

Pot Ncep (MW)	1991	1992	1993	1994
Jan	14,70	17,47	15,42	14,52
Fev	15,34	16,25	16,09	15,15
Mar	14,31	19,10	15,01	14,14
Abr	13,01	13,78	13,64	12,85
Mai	12,55	13,30	13,17	12,40
Jun	13,13	13,91	13,77	12,98
Jul	13,42	14,22	14,08	13,26
Ago	15,23	16,13	15,97	15,05
Set	17,34	12,53	18,18	17,13
Out	18,15	19,23	19,04	17,94
Nov	17,51	18,55	18,37	17,30
Dez	16,87	17,88	17,70	16,67

Figura 3-6 – Formato do arquivo de dados históricos de geração eólica

Os dados históricos de velocidade do vento foram tratados da mesma forma que os dados de afluência incremental. Foram geradas previsões para a velocidade do vento através da distribuição normal multivariada, da matriz de correlação e da decomposição de Cholesky.

Da maneira mostrada acima, a correlação considerada para a geração de cenários de afluências e velocidades do vento é tratada separadamente para cada uma das fontes de geração, porém também foram realizadas simulações considerando a correlação conjunta entre afluências incrementais e velocidades do vento, que serão abordadas no Capítulo 5. Como nosso caso exemplo contém apenas um parque eólico, a amostragem através da distribuição normal multivariada para o caso de correlação individual se torna apenas uma amostragem de uma distribuição normal padrão.

CAPÍTULO 4

ALGORITMO

4.1 Breve Histórico

O problema descrito neste trabalho de dissertação é modelado matematicamente através de técnicas de programação linear estocástica multi-estágio. De acordo com Chen e Powell (1999), essa classe de problemas tem as seguintes características:

1. O termo estágio representa um período de tempo;
2. O início do primeiro estágio é visto como o tempo presente;
3. Os parâmetros para cada estágio são conhecidos deterministicamente no início do mesmo; os parâmetros aleatórios dos estágios futuros são conhecidos apenas probabilisticamente;
4. As decisões tomadas em cada estágio devem depender apenas das realizações observadas até aquele momento e da distribuição condicional dos parâmetros para os estágios futuros;
5. Após a realização dos parâmetros aleatórios, ações recursivas podem ser tomadas para compensar as decisões tomadas antes de um estágio em particular; e,
6. O custo total mensura a qualidade das decisões tomadas.

Até o meio da década de 80, a maioria das pesquisas em planejamento hidrotérmico sob incerteza utilizava técnicas de programação dinâmica estocástica (PDE) como método

de solução. A principal desvantagem da PDE é a chamada “maldição da dimensionalidade” da programação dinâmica (PD), que torna o problema intratável quando a dimensão do vetor de variáveis de estado se torna grande. Mais recentemente, a PDE voltou a ser alvo de estudos como em Dias et al. (2010), que modelam a função de custo futuro através do algoritmo *Convex Hull*, obtendo uma série de hiperplanos que compõem um conjunto convexo. Estes planos representam uma aproximação linear por partes da função de custo futuro. Porém, esta abordagem não é o foco desse trabalho.

Métodos para superar a “maldição da dimensionalidade” da programação dinâmica e possibilitar a resolução de casos reais deste tipo de problema se tornaram necessários. Algoritmos baseados em decomposição de Benders (BENDERS, 1962) foram pioneiros nesse sentido. Na literatura existem duas classes de algoritmos diferentes para tratar esta classe de problemas: algoritmos de decomposição baseados em cenários e algoritmos de decomposição baseados em amostragem.

Métodos baseados em cenários selecionam um número modesto de cenários para representar a distribuição de probabilidade dos parâmetros aleatórios. Depois de definidos os cenários, o problema é considerado como determinístico. A solução obtida para este problema, na maioria dos casos, é exata, porém é apenas uma aproximação do problema original, já que a distribuição de probabilidades foi aproximada. De acordo com Rebenack (2010), uma das vantagens deste método é que mais incertezas podem ser modeladas e representadas ao mesmo tempo, o que torna este método atrativo para a representação do sistema hidrotérmico-eólico apresentado neste trabalho. Em um problema de planejamento hidrotérmico-eólico, por exemplo, além das incertezas das afluências e do vento, podem ser representadas as incertezas de demanda, custo de combustíveis e outros parâmetros, desde que considerado um número modesto de cenários.

Uma importante aplicação do algoritmo da decomposição de Benders, já comentada neste trabalho, é apresentada por Pereira e Pinto (1985). Utilizando um método de decomposição baseado em cenários, os autores resolvem problemas de planejamento

hidrotérmico de três e cinco estágios com duas possíveis realizações aleatórias em cada estágio.

Os algoritmos de decomposição baseados em amostragem (ADBA) diferem dos algoritmos de decomposição baseados em cenários pelo fato de utilizarem árvores de decisão cujo tamanho é muito grande para um algoritmo baseado em cenários. Amostras dos parâmetros aleatórios são tomadas a cada estágio. O ADBA prossegue perseguindo uma convergência probabilística até atingir um critério de parada determinado (CHEN E POWELL, 1999). A ideia de se introduzir métodos de amostragem no algoritmo da decomposição de Benders deu origem ao ADBA. O primeiro ADBA conhecido na literatura é chamado de PDDE, apresentado em Pereira (1989) e Pereira e Pinto (1991). A PDDE é um dos mais utilizados e conhecidos ADBA, e a motivação para seu desenvolvimento foi o problema de planejamento hidrotérmico.

4.2 Problema de Programação Linear Estocástica de Dois Estágios

A fim de se introduzir os ADBA na configuração multi-estágio, iniciaremos com um algoritmo simples de programação linear de dois estágios da forma:

$$\begin{aligned} z^* &= \min_{x_1, x_2} c_1 x_1 + c_2 x_2 \\ \text{sujeito a} \\ A_1 x_1 &= B_1 x_0 + b_1 \\ -B_2 x_1 + A_2 x_2 &= b_2 \\ x_1 &\geq 0, x_2 \geq 0 \end{aligned} \tag{4.1}$$

onde, para $t = 1, 2$, a matriz A_t possui m_t linhas e d_t colunas, e as matrizes e vetores restantes estão dimensionados de acordo. Para ilustrar a decomposição de Benders para um problema de programação linear de dois estágios, assumiremos como deterministicamente conhecidas as matrizes A_1, B_1, A_2 e B_2 , além dos vetores b_1, b_2 e x_0 .

O modelo (4.1) pode ser particionado por estágio, seguindo a ideia por trás da decomposição de Benders. Podemos reescrever o problema como um modelo de dois estágios com uma função recursiva da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 z^* &= \min_{x_1} c_1 x_1 + h(x_1, b_2) \\
 &\textit{sujeito a} \\
 A_1 x_1 &= B_1 x_0 + b_1 \\
 x_1 &\geq 0,
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

onde a função recursiva é definida como:

$$\begin{aligned}
 h(x_1, b_2) &= \min_{x_2} c_2 x_2 \\
 &\textit{sujeito a} \\
 A_2 x_2 &= B_2 x_1 + b_2 \quad : \quad \pi \\
 x_2 &\geq 0,
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

A função recursiva $h(x_1, b_2)$ representa o custo incorrido no segundo estágio dadas as decisões x_1 tomadas no primeiro estágio. Uma maneira de se obter a função recursiva é através do problema dual ao (4.3):

$$\begin{aligned}
 h(x_1, b_2) &= \max_{\pi} \pi (B_2 x_1 + b_2) \\
 &\textit{sujeito a} \\
 \pi A_2 &\leq c_2
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Supondo $\pi^{(1)}, \dots, \pi^{(l)}$ como sendo todos os pontos extremos da região viável do modelo (4.4), onde l é o número de pontos extremos do conjunto $\Pi = \{\pi : \pi A_2 \leq c_2\}$. Podemos então escrever:

$$h(x_1, b_2) = \max_{1 \leq i \leq l} \pi^{(i)} (B_2 x_1 + b_2) \tag{4.5}$$

O modelo 4.5 pode ser reescrito adicionando uma nova variável θ para representar o ponto extremo que irá representar o valor ótimo:

$$\begin{aligned}
 h(x_1, b_2) &= \min_{\theta} \theta \\
 &\text{sujeito a} \\
 \theta &\geq \pi^{(1)}(B_2 x_1 + b_2) \\
 \theta &\geq \pi^{(2)}(B_2 x_1 + b_2) \\
 &\vdots \\
 \theta &\geq \pi^{(l)}(B_2 x_1 + b_2)
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Podemos então reescrever o modelo (4.1) baseado em (4.2) e (4.6):

$$\begin{aligned}
 \min_{x_1, \theta} \quad & c_1 x_1 + \theta \\
 \text{sujeito a} \quad & \\
 A_1 x_1 &= B_1 x_0 + b_1 \\
 -\vec{G} x_1 + e\theta &\geq \vec{g} \\
 x_1 &\geq 0
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

onde \vec{G} representa a matriz gradiente de cortes com l linhas dadas por $\pi^{(i)}B_2$, $i = 1, 2, \dots, l$, e \vec{g} representa o vetor de interceptação de cortes, com componentes dados por $\pi^{(i)}b_2$, $i = 1, 2, \dots, l$. O modelo (4.6) é chamado de problema *master* completo e o valor ótimo da função objetivo é dado por z^* . Se somente um subconjunto das restrições de corte for utilizado na formulação do problema, o modelo (4.6) é chamado de problema *master* relaxado, e possui valor ótimo $\underline{z} \leq z^*$ (QUEIROZ, 2011).

O algoritmo de Benders decompõe o modelo (4.1) em dois problemas distintos. O problema *master* relaxado que representa o primeiro estágio e contém um subconjunto dos cortes de Benders e um subproblema que representa o segundo estágio, utilizado para determinar o valor de $h(x_1, b_2)$ e que nos dá as variáveis duais. O modelo (4.7) representa o problema *master* e os modelos (4.3), (4.4) e (4.5) representam diferentes

$$z^* = \min_{x_1, x_2^\omega} c_1 x_1 + \mathbb{E}_{b_2|b_1} h(x_1, b_2)$$

(4.9)

sujeito a

$$A_1 x_1 = B_1 x_0 + b_1$$

$$x_1 \geq 0$$

Para cada realização de b_2 temos um problema similar ao modelo (4.3). Podemos aplicar a mesma ideia descrita anteriormente para o caso estocástico. Temos então o algoritmo da decomposição de Benders para um PLE-2.

4.2.1 Decomposição de Benders para um PLE-2

Parâmetros de Entrada: Instância do modelo (4.8) com uma árvore de cenários de tamanho modesto $|\Omega|$. Limite M , $\mathbb{E}h(x_1, b_2) \geq M, \forall x_1$.

Saída: Solução ótima x_1^* .

0. Faça $k = 0$;
adicione cortes de limite inferior ao problema *master* relaxado $\theta \geq -M$;
1. Resolva o problema *master* relaxado (4.7) e obtenha (x_1^k, θ^k) ;
faça $\underline{z}^k = c_1 x_1^k + \theta^k$;
2. Para $\omega \in \Omega^k$
 forme o lado direito das restrições do modelo (4.3): $B_2[x_1]^k + b_2^\omega$;
 resolva e obtenha $([x_2^\omega]^k, [\pi^\omega]^k)$;
 fim para
 faça $\bar{z}^k = c_1 x_1 + \sum_{\omega \in \Omega} p_2^\omega c_2 x_2^\omega$
3. Se $\bar{z}^k = \underline{z}^k$, pare o algoritmo e a saída será $[x_1^k]$;
4. Forme a matriz de gradiente de cortes e o vetor de interceptação de cortes:

$$G^k = \sum_{\omega \in \Omega} p_2^\omega [\pi^\omega]^k B_2$$
e

$$g^k = \sum_{\omega \in \Omega} p_2^\omega [\pi^\omega]^k b_2$$
adicione os cortes ao problema;

5. Faça $k = k + 1$; volte ao passo 1;

4.3 Problema de Programação Linear Multi-Estágio

O problema de PLE-2 pode ser estendido para um número maior de estágios. Um problema de programação linear de T estágios (PLE-T) pode ser formulado da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} z^* &= \min_{x_1} c_1 x_1 + \mathbb{E}_{b_2|b_1} h_2(x_1, b_2) \\ &\textit{sujeito a} \\ A_1 x_1 &= B_1 x_0 + b_1 \\ x_1 &\geq 0 \end{aligned} \tag{4.10}$$

onde para $t = 2, \dots, T$,

$$\begin{aligned} h_t(x_{t-1}, b_t) &= \min_{x_t} c_t x_t + \mathbb{E}_{b_{t+1}|b_1, \dots, b_t} h_{t+1}(x_t, b_{t+1}) \\ &\textit{sujeito a} \\ A_t x_t &= B_t x_{t-1} + b_t \\ x_t &\geq 0 \end{aligned} \tag{4.11}$$

Os parâmetros aleatórios do modelo compreendem as afluições nos reservatórios e a energia gerada pelo vento. A Figura 4-1 ilustra uma árvore de cenários de três estágios.

É importante entender a relação entre os parâmetros aleatórios e as decisões do modelo. O vetor b_1 do primeiro estágio é assumido como sendo conhecido no momento em que é tomada a decisão x_1 , além da distribuição de probabilidades que rege b_2 e b_3 . A distribuição de probabilidades de b_3 pode estar condicionada a b_2 , dependendo do modelo de dependência adotado (QUEIROZ, 2011).

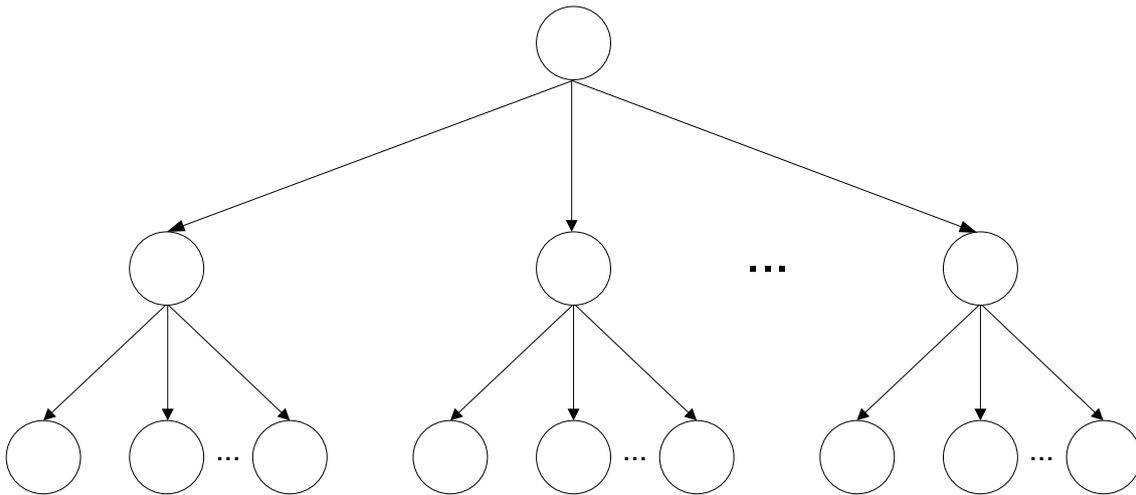


Figura 4-1– Representação de uma árvore de cenários contendo três estágios

4.4 Processo Estocástico Envolvendo as Afluências de Água

O processo estocástico que rege a água e o vento, e conseqüentemente a energia, é uma das características mais importantes de um problema de planejamento hidrotérmico-eólico. Devemos assumir que o termo b_t da equação (4.11) possui a mesma unidade das restrições. Então, se a restrição de balanço da água está em unidades de volume de água, a previsão $\{b_t\}$ também deve estar em unidades de volume de água. Ou então, se a restrição está em unidades de energia, a previsão $\{b_t\}$ também deve estar em unidades de energia.

Quando a distribuição de probabilidades que rege b_t é contínua, a árvore de cenários da **Figura 4-1** é infinita, contendo infinitos nós em cada estágio. O algoritmo de decomposição baseado em amostragem (ADBA) descrito neste capítulo não foi desenvolvido para lidar com problemas estocásticos com árvores de cenários infinitas, tornando necessário construir uma árvore de cenários finita através de amostragem (QUEIROZ, 2011).

4.4.1 Caso de Independência Entre Estágios

A maneira mais simples de representar variáveis aleatórias em uma árvore de cenários é assumir que os vetores b_t , $t = 2, \dots, T$, não possuem dependência entre estágios. Quando assumimos independência entre estágios, isso significa que a realização de uma variável aleatória num estágio futuro não tem relação alguma com a realização das variáveis aleatórias dos estágios anteriores.

Em uma árvore de cenários com independência entre estágios, temos o mesmo conjunto de cenários em cada ramo da árvore. A Figura 4-2 apresenta um exemplo de uma árvore de cenários finita de três estágios com três possíveis cenários por estágio.

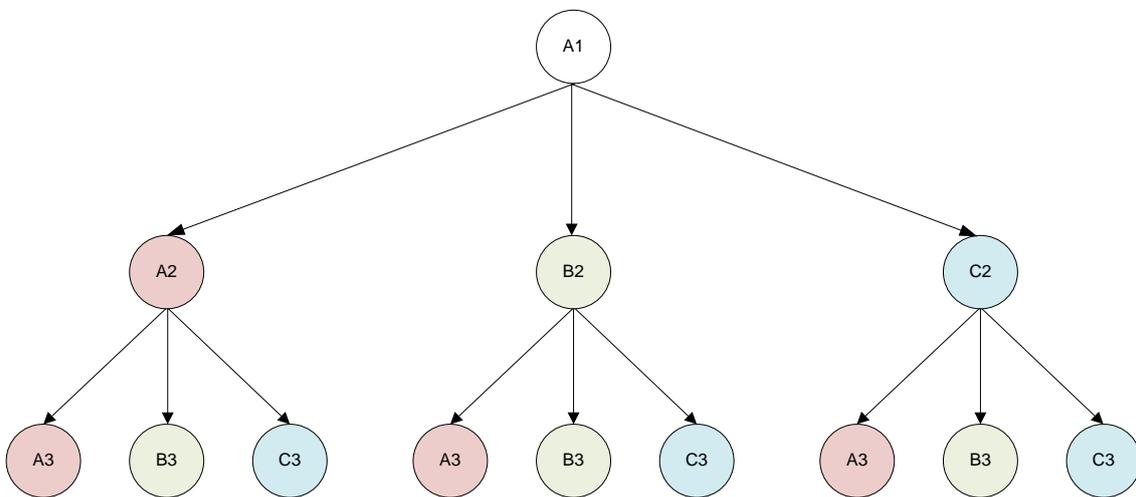


Figura 4-2 – Árvore de cenários com independência entre estágios

Note que o primeiro nó representa o primeiro estágio, onde os parâmetros aleatórios são assumidos como sendo deterministicamente conhecidos. No segundo estágio têm-se três cenários possíveis. No terceiro estágio temos para o ramo esquerdo da árvore, partindo de A_2 , o mesmo conjunto de cenários descendentes $\{A_3, B_3, C_3\}$ que temos para os outros ramos (B_2 e C_2). Isso caracteriza a configuração independente entre estágios, isto é, as afluências no terceiro estágio não são influenciadas pelo que ocorreu anteriormente (QUEIROZ, 2011).

4.4.2 Caso de Dependência Entre Estágios

Outra maneira de abordar o problema é através de dependência entre estágios, como em Infanger e Morton (1996) e Queiroz e Morton (2013). No caso de dependência entre estágios, assumimos que os vetores aleatórios satisfazem o seguinte processo:

$$b_t = \sum_{j=1}^{t-1} R_j^t b_j + \eta_t, t = 2, \dots, T \quad (4.12a)$$

$$\eta_t, t = 2, \dots, T, \text{ são independentes} \quad (4.12b)$$

As matrizes $R_j^t, j = 1, \dots, t - 1, t = 2, \dots, T$, são assumidas como sendo conhecidas pois provavelmente foram estimadas utilizando dados históricos. O modelo de dependência (4.12) generaliza o modelo periódico auto regressivo (PAR), no qual R_j^t apresenta sazonalidade.

A Figura 4-3 apresenta uma representação simples de uma árvore de cenários finita de três estágios que possui dependência entre estágios.

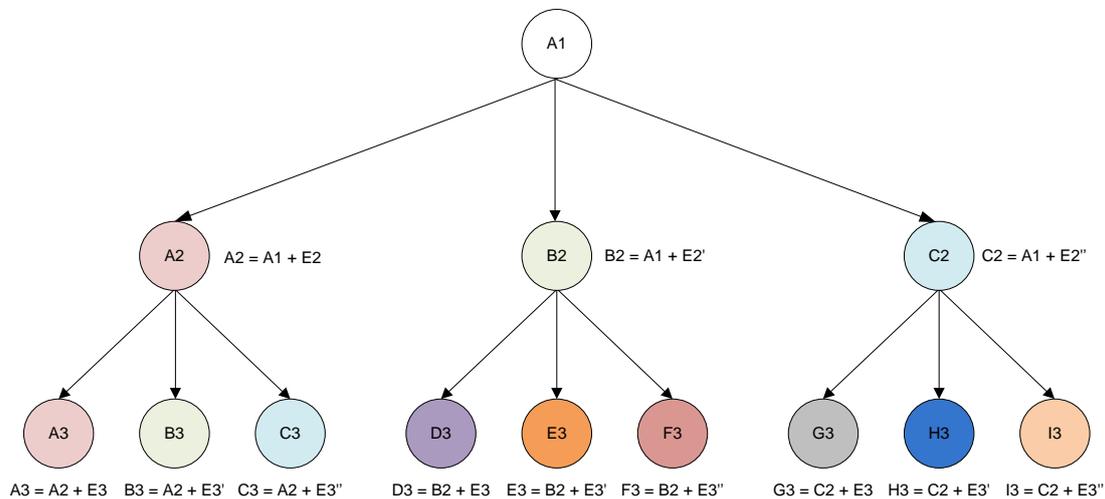


Figura 4-3 – Árvore de cenários com dependência entre estágios

O primeiro nó representa o primeiro estágio, onde as fluências de energia são assumidas como sendo conhecidas. No segundo estágio temos três diferentes cenários

possíveis. No terceiro estágio temos para cada ramo da árvore diferentes conjuntos de cenários possíveis, isso caracteriza a dependência entre cenários. As afluências no terceiro estágio são influenciadas pelo que ocorreu no segundo estágio.

4.5 Algoritmo de Decomposição Baseado em Amostragem

A primeira implementação do tipo ADDBA a surgir na literatura foi o algoritmo de PDDE desenvolvido por Pereira e Pinto (1991) para resolver modelos do tipo descrito na seção 4.3.

Durante uma iteração do algoritmo de PDDE, cortes são adicionados a cada estágio, o que representa uma aproximação linear por partes da função de custo futuro, $\mathbb{E}_{b_{t+1}|b_1,\dots,b_t} h_{t+1}(x_t, b_{t+1})$, para cada estágio. Na etapa, chamada de *forward*, são amostrados caminhos ao longo da árvore, como representado na Figura 4-4a. À medida que são resolvidos os problemas ao longo de um caminho *forward*, os cortes acumulados até o momento são utilizados para formar as decisões de cada estágio. Estes conjuntos de cortes representam uma política que rege as decisões tomadas ao longo de um caminho da árvore. Esta política não antecipa o futuro, pois decisões em um nó de um caminho amostrado no estágio t podem ser tomadas antes mesmo de sabermos as afluências do estágio $t + 1$. Desta forma, a média dos custos incorridos ao longo dos caminhos *forward* amostrados de uma árvore nos dá uma estimativa do custo futuro que teremos se seguirmos a política especificada pelo conjunto de cortes atual. A Figura 4-4a explicita três caminhos *forward* em uma árvore de quatro estágios, enquanto 200 caminhos *forward* em uma árvore de 120 estágios foram utilizados em de Matos et al. (2008). Note que estes 200 caminhos *forward* devem ser selecionados independentemente a cada iteração do algoritmo de PDDE.

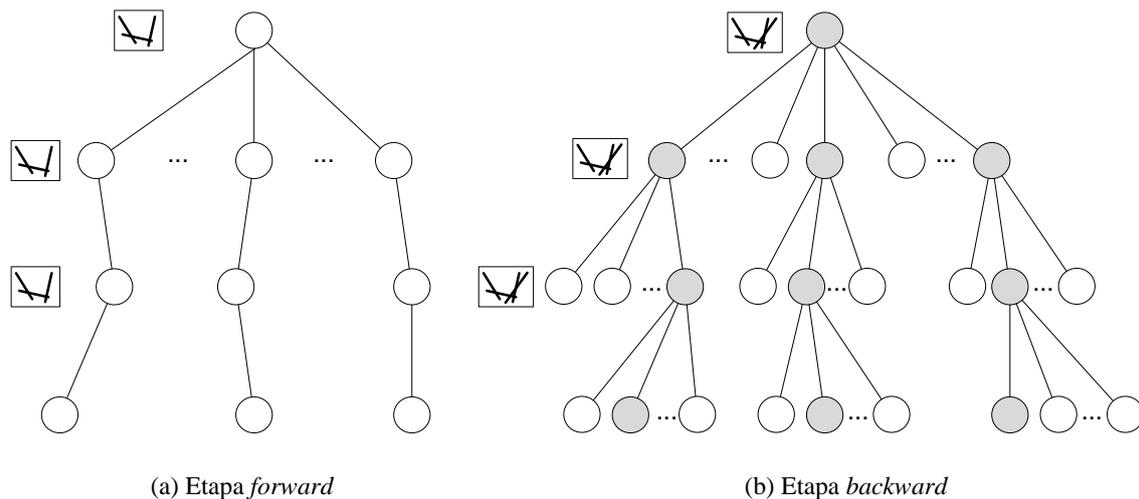


Figura 4-4 – Etapas *forward* e *backward* do algoritmo PDDE

Na etapa seguinte, chamada de *backward*, novos cortes são adicionados ao conjunto existente, definindo a aproximação atual do custo futuro em cada estágio. Isso é feito resolvendo os nós descendentes de cada nó do caminho *forward*, exceto para o último estágio, T . Na Figura 4-4b, os nós em cinza são aqueles que foram selecionados na etapa *forward* da iteração. Os nós em branco são os que adicionalmente temos que resolver na etapa *backward* para construir os cortes ótimos. A Figura 4-4 mostra um único conjunto de cortes que corresponde a todos os nós em cada estágio. Esta representação é correta quando existe independência entre estágios. Quando há dependência entre estágios, como no modelo auto regressivo (4.12), uma fórmula de correção é aplicada a cada nó, o que requer armazenamento e utilização das variáveis duais associadas aos cortes e do termo $lag (\sum_{j=1}^{t-1} R_j^t b_j)$ (QUEIROZ, 2011).

Seja \vec{G}_t a matriz gradiente de cortes e \vec{g}_t o vetor de interceptação de cortes para um estágio t do algoritmo de PDDE. Cada etapa *backward* da PDDE adiciona uma nova linha a \vec{G}_t e \vec{g}_t . O problema de otimização do estágio t é definido como problema *master* relação aos seus descendentes do estágio $t + 1$ e como subproblema em relação a seu antecessor do estágio $t - 1$:

$$z_t = \min_{x_t, \theta_t} c_t x_t + \theta_t \quad (4.13a)$$

sujeito a

$$A_t x_t = B_t x_{t-1} + b_t : \pi_t \quad (4.13b)$$

$$-\vec{G}_t x_t + e \theta_t \geq \vec{g}_t : \alpha_t \quad (4.13c)$$

$$x_t \geq 0 \quad (4.13d)$$

O termo θ_t na função objetivo (4.13a) combinado com as restrições de corte (4.13c) formam uma linearização da função recursiva $\mathbb{E}_{b_{t+1}|b_1, \dots, b_t} h_{t+1}(x_t, b_{t+1})$ do modelo (4.11). As restrições estruturais (4.13b) e de não negatividade (4.13d) simplesmente repetem as mesmas restrições do modelo (4.11). O vetor coluna e é um vetor apropriadamente dimensionado que contém tantos 1's quanto for a quantidade de cortes acumulados no estágio. O modelo (4.13) vale para todo $t = 1, \dots, T$, com a exceção de que para $t = T$ as restrições de corte (4.13c) são inexistentes. π_t e α_t representam os vetores duais associados às restrições (4.13b) e (4.13c), respectivamente. O algoritmo de PDDE é formalizado abaixo.

4.5.1 Algoritmo da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE)

Parâmetros de Entrada: Instância do modelo (4.10) com uma árvore de cenários finita, independente entre estágios e com um número finito e razoável de descendentes imediatos em cada estágio. Limite M_t utilizado para formar o limite inferior da função de custo futuro em cada estágio.

Saída: Conjunto de cortes, \vec{G}_t e \vec{g}_t , $t = 1, \dots, T$, solução x_I do primeiro estágio e estimativa de limite inferior \underline{z} .

0. Faça $k = 0$;
adicione cortes de limite inferior $\theta_t \geq -M_t$, $t = 1, \dots, T - 1$;
1. Resolva o problema *master* do primeiro estágio (4.15) com $t = 1$ e obtenha (x_I^k, θ_I^k) ;
faça $\underline{z}^k = c_I x_I^k + \theta_I^k$;

2. Amostre caminhos de Ω^k para formar o conjunto δ^k
para $\omega \in \delta^k$
para $t = 2$ até T
forme o lado direito das restrições do subproblema:

$$B_t [x_{t-1}^{\alpha(\omega_t)}]^k + b_t^{\omega_t};$$
resolva e obtenha $[x_t^{\omega_t}]^k$;
fim para
fim para
faça $\bar{z}^k = c_1 x_1^k + \frac{1}{|\delta^k|} \sum_{\omega \in \delta^k} \sum_{t=2}^T c_t [x_t^{\omega_t}]^k$;

3. Dados \bar{z}^k e \underline{z}^k , se o critério de parada for satisfeito, parar o algoritmo e tomar como saída: (i) conjunto de cortes \vec{G}_t e \vec{g}_t , $t = 1, \dots, T$, (ii) solução do primeiro estágio $x_I = x_I^k$ e (iii) limite inferior $\underline{z} = \underline{z}^k$;

4. Para $t = T - 1$ inversamente até 1
para $\omega \in \delta^k$
para $\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)$
forme o lado direito das restrições do subproblema(ω_{t+1}):

$$B_t [x_t^{\omega_t}]^k + b_{t+1}^{\omega_{t+1}};$$
resolva para obter os vetores duais $\pi_{t+1}^{\omega_{t+1}}$, $\alpha_{t+1}^{\omega_{t+1}}$ e valor ótimo $z_{t+1}^{\omega_{t+1}}$;
fim para
forme a matriz gradiente e vetor de interceptação de cortes:

$$G_t = \sum_{\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)} p_{t+1}^{\omega_{t+1}|\omega_t} \pi_{t+1}^{\omega_{t+1}} B_{t+1}$$
 e

$$g_t = \sum_{\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)} p_{t+1}^{\omega_{t+1}|\omega_t} z_{t+1}^{\omega_{t+1}} - G_t [x_t^{\omega_t}]^k;$$
adicione $\theta_t - G_t x_t \geq g_t$ ao conjunto de cortes do estágio t ;
fim para
fim para

5. faça $k = k + 1$; volte ao passo 1;

Os passos 2 e 4 do algoritmo representam as etapas *forward* e *backward* ilustradas na Figura 4-4a e Figura 4-4b, respectivamente. Na k -ésima iteração do passo 2, selecionamos um conjunto de amostras aleatórias de caminhos partindo do nó raiz até

um nó do estágio T , tal conjunto é denotado δ^k e um elemento $\omega \in \delta^k$ tem a forma $\omega = (\omega_2, \dots, \omega_T)$. Poderíamos, por exemplo, ter $|\delta^k| = 200, \forall k$.

CAPÍTULO 5

SIMULAÇÕES E RESULTADOS

5.1 Introdução

O modelo descrito no Capítulo 3 foi implementado utilizando-se o pacote Pyomo (*Python Optimization Modeling Objects*), que é uma ferramenta de código aberto para modelagem de problemas de otimização em linguagem de programação Python. O Pyomo pode ser utilizado para definir, criar e resolver os problemas de otimização utilizando solvers padrões como GLPK (*GNU linear programming kit*), Cbc (*Coin-or branch and cut*), IBM CPLEX entre outros (SANDIA, 2014). Maiores informações sobre modelagem com o pacote Pyomo podem ser encontradas no Anexo A.

O Pyomo auxilia na formulação e análise de modelos matemáticos para otimização de aplicações complexas e foi construído em Python, uma linguagem de programação completa, de alto nível e que contém uma grande variedade de bibliotecas de suporte.

Modelar é um processo fundamental em várias áreas da pesquisa científica, engenharia e negócios. Modelagem envolve a formulação de uma representação simplificada de um sistema ou objeto da vida real. Essas simplificações nos permite agregar conhecimento sobre o sistema original, o que facilita análises e tomadas de decisão.

Linguagens de modelagem algébricas (LMAs) são linguagens de programação de alto nível para descrição e resolução de problemas matemáticos, particularmente problemas relacionados a otimização. Estas LMAs minimizam as dificuldades associadas à análise de modelos matemáticos, além de contarem com interfaces padrões para que os problemas sejam analisados por pacotes de solver externos. A sintaxe clara da linguagem Python permite ao Pyomo expressar conceitos matemáticos de uma maneira razoavelmente intuitiva e concisa. Além disso, o ambiente de programação da

linguagem Python pode ser utilizado para formular modelos complexos e definir solvers de alto nível para realizar a otimização (HART ET. AL, 2012).

5.2 Considerações Sobre as Simulações

Como ponto de partida para o estudo de caso foram coletados dados de diferentes fontes. Os dados das plantas hidrelétricas são os mesmos utilizados no estudo de caso descrito em Marcato (2002). Os dados de custo de déficit, e informações sobre a geração térmica como capacidade máxima e custo de geração estão disponíveis no sítio da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE, 2013). Foram utilizados os dados do mês de Agosto de 2013. Já os dados de velocidade do vento foram extraídos de Ribeiro (2013), obtidos do banco de dados climáticos de reanálise do NCEP/NCAR.

É utilizado nesse trabalho um trecho da bacia do Paraná, extraído de Marcato (2002), conhecido como bacia do Parnaíba, para demonstrar a montagem do problema a usinas individualizadas. Esta configuração exemplo é utilizada ao longo documento para demonstração dos conceitos apresentados. Uma ilustração com a configuração utilizada é mostrada na Figura 5-1.

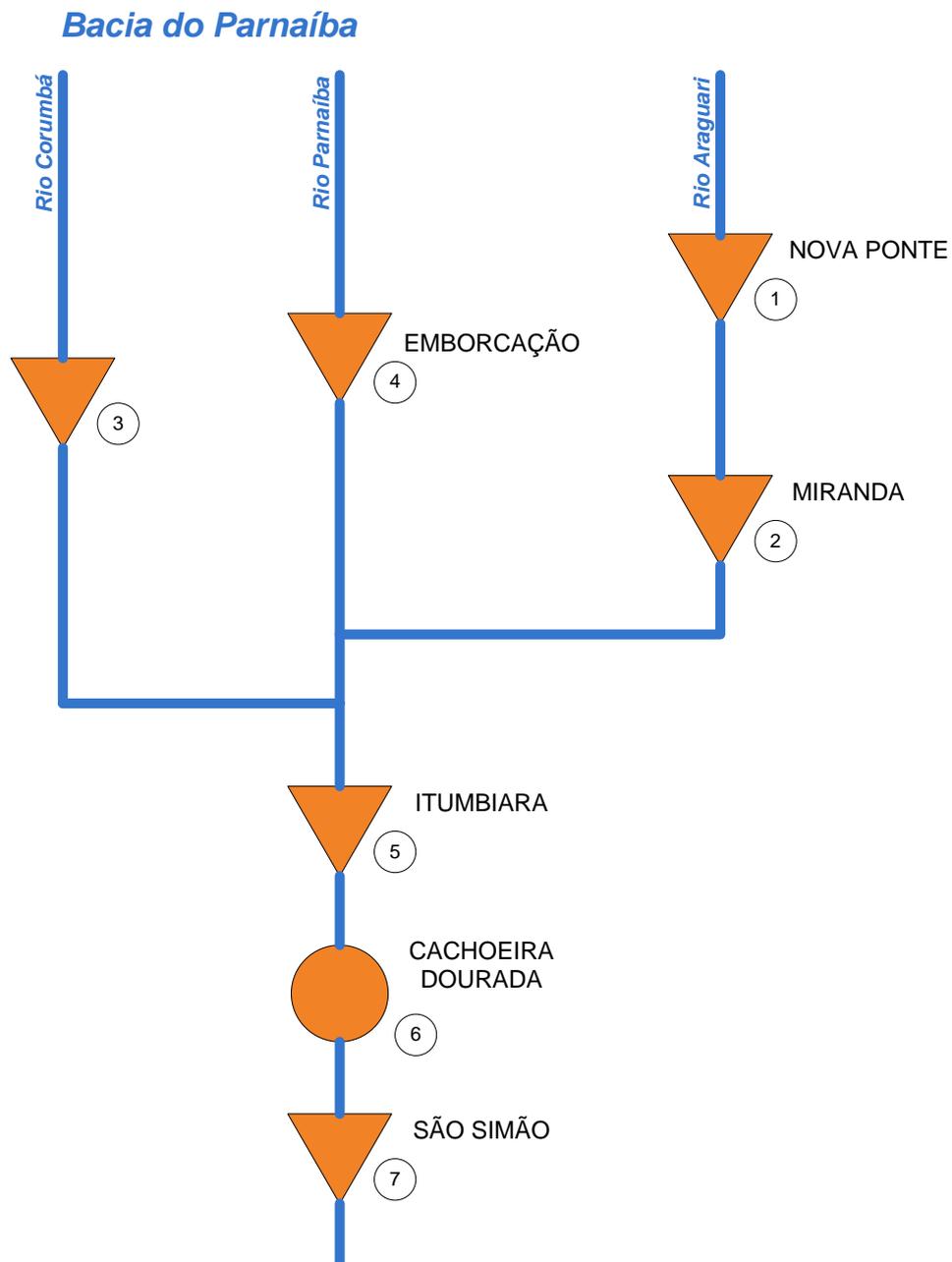


Figura 5-1 – Trecho da Bacia do Parnaíba que será utilizado como caso exemplo

Este trecho da bacia do Parnaíba possui sete plantas hidrelétricas, sendo que seis delas possuem reservatórios (representadas por triângulos) e uma é uma usina a fio d'água (Cachoeira Dourada, representada por um círculo). Os dados referentes a estas plantas foram obtidos de Marcato (2002) e são mostrados na abaixo:

Tabela 5-1 – Dados das usinas hidrelétricas do caso exemplo

Usina	Volume Mínimo $\underline{x}_{h,i}^t$ (hm ³)	Volume Máximo $\overline{x}_{h,i}^t$ (hm ³)	Produtibilidade $\delta_{h,i}$ (MW/m ³ /s)	Vazão Mínima $\underline{v}_{h,i,k}^t$ (m ³ /s)	Vazão Máxima $\overline{v}_{h,i,k}^t$ (m ³ /s)	Potência Instalada P (MW)
Nova Ponte	2412	12792	0,9426	47	484,70	510
Miranda	974	1120	0,5908	54	618,66	408
Corumbá I	470	1500	0,5733	45	585,98	375
Emborcação	4669	17725	1,0370	77	980,66	1192
Itumbiara	4573	17027	0,6454	254	3013,87	2280
Cachoeira Dourada	460	460	0,2826	265	2106,96	658
São Simão	7000	12540	0,6093	408	2394,33	1710

Fonte: ONS

Além das plantas hidrelétricas, este estudo de caso contém também uma planta termelétrica e uma eólica que auxiliam no atendimento à demanda. A planta termelétrica escolhida para o estudo de caso foi a usina termelétrica da Termo Rio (UTE – TermoRio), localizada no município de Duque de Caxias, no Estado do Rio de Janeiro, é, hoje, a maior termelétrica a gás natural instalada no Brasil, com 1.040 MW de potência instalada. Esta planta se encontra no subsistema Sudeste, assim como as hidrelétricas. A capacidade e custo de operação mostrados na Tabela 5-2 foram obtidos do deck do NEWAVE de Agosto de 2013, disponibilizado no website da CCEE. A geração mínima foi considerada igual a zero.

Tabela 5-2 – Geração termelétrica no caso exemplo

Nome	Custo (R\$/MWh)	Capacidade (MW)
TermoRio	154,95	1058

Pela facilidade na obtenção de dados, a planta eólica escolhida para o estudo de caso foi a central geradora eólica denominada EOL Malhadinha 1, constituída de onze unidades geradoras de 2 MW, totalizando 22 MW de capacidade instalada e 12,8 MW médios de garantia física de energia, localizada no município de Ibiapina, no estado do Ceará. Esta central está em fase inicial de obras, e o início de sua operação comercial está previsto para Junho de 2014. O custo de déficit adotado foi de 1.293,45 R\$/MWh, que é o custo de déficit do patamar mais leve dos patamares de déficit do conjunto de dados de simulação do NEWAVE de Agosto de 2013 (CCEE, 2013).

Para efeito de simplificação foi considerado que a planta eólica está no mesmo subsistema das demais, e apenas um patamar de carga e déficit. O coeficiente τ adotado foi de 2,63, o mesmo utilizado para os cálculos do NEWAVE. Além disso, não foram consideradas as restrições de vazão mínima (vazão mínima igual a zero) e, também, como se trata de um único sistema (região), não existem restrições de intercâmbio de energia.

Como discutido na seção 3.1.1 a demanda do sistema varia constantemente. Da demanda total subtraímos a energia produzida por pequenas centrais, por plantas hidrelétricas operando com menos máquinas que sua capacidade normal e a geração termelétrica mínima. Além disso, temos diferentes patamares de carga que podem ser adotados para representar melhor a variação da demanda do sistema. Para efeito de simplificação foi considerado apenas um patamar de carga com demanda constante de 5500 MWmês. A energia produzida por pequenas centrais, por plantas aquém da capacidade e a geração hidrelétrica mínima foram consideradas iguais a zero, resultando em uma demanda líquida de mesmo valor 5500 MWmês.

No planejamento real, a configuração do sistema é dinâmica, modificando-se de acordo com a entrada ou saída de operação de novos geradores, além de manutenções programadas que influenciam na capacidade de produção. Estes fatores também não foram considerados para essas simulações, que possui uma configuração estática em todos os estágios. Outra simplificação considerada foi a adoção de apenas uma região

no sistema, o que faz que não existam intercâmbios de energia. Apesar destas simplificações, é relativamente simples a implementação do modelo completo com diversas regiões, patamares de carga e patamares de déficit.

5.3 Estudos de Caso

No estudo de caso, foram resolvidos doze diferentes problemas, além do caso base. Estes casos se diferenciam do caso base no que diz respeito à penetração de eólicas, à estocasticidade e à forma que a correlação entre afluições e velocidade do vento é tratada. Após descrever e simular estes casos, são avaliados aspectos importantes da decisão tomada, como capacidade de armazenamento de energia, geração hidrelétrica, geração termelétrica, geração eólica, corte de carga e custo total esperado da operação do sistema.

O Caso 1 é o caso base de nossa análise. Neste caso não é considerada a penetração de eólicas, portanto o caso base é um problema de despacho hidrotérmico puro. É formado por seis estágios mensais e dois cenários distintos, a árvore de cenários independente entre estágios é do tipo mostrado na Figura 5-2.

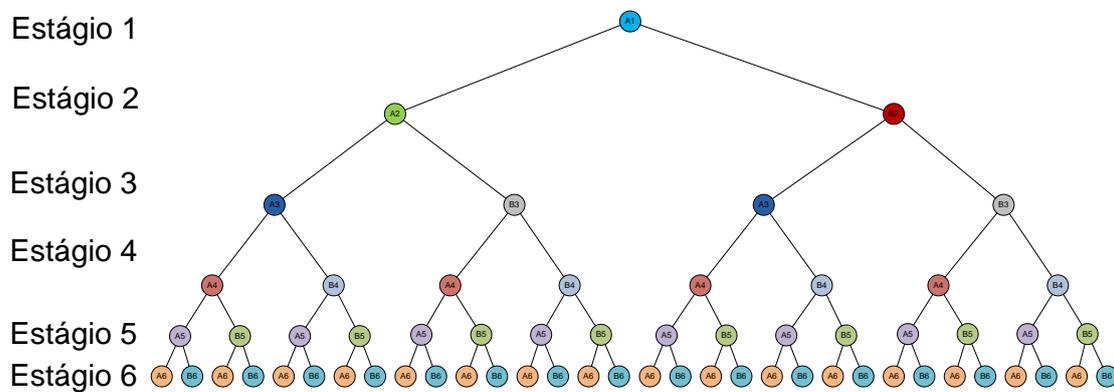


Figura 5-2 – Árvore de cenários utilizada

A árvore acima possui 32 caminhos. Como discutido na seção 4.5.1, no algoritmo da PDDE devemos amostrar caminhos de Ω^k para formar o conjunto δ^k para diminuir o esforço computacional, que aumenta exponencialmente com o número de caminhos e

estágios. O número de caminhos amostrados é de 16 para a etapa *forward*, e destes 16, 4 são selecionados para serem resolvidos na etapa *backward*.

O nível inicial dos reservatórios é ajustado em 10% de seu volume útil, ou seja, o volume inicial é o volume mínimo somado de 10% do volume máximo subtraído do volume mínimo. Como mostra a equação (5.1) abaixo.

$$x_h^0 = \underline{x}_h^t + 0,1(\bar{x}_h^t - \underline{x}_h^t) \quad (5.1)$$

Escolhendo o volume inicial como sendo 10% do volume útil dos reservatórios, tem-se uma condição inicial crítica, o que faz com que esperemos que a geração termelétrica deva ser despachada, ou até mesmo a ocorrência de cortes de carga. Como resultado, devemos obter um custo total esperado positivo.

Como discutido no Capítulo 4, após a convergência do algoritmo de PDDE temos como saída as variáveis de decisão do primeiro estágio e o conjunto de cortes, que serão utilizados no procedimento de política de operação. Este procedimento é utilizado para a formação de um estimador para o custo total da operação fora-da-amostra, ou seja, a política obtida através do algoritmo de PDDE é utilizada em cenários sintéticos amostrados fora da árvore finita utilizada anteriormente. Neste trabalho, o procedimento de política de operação é composto por 2000 cenários sintéticos (caminhos), que são resolvidos repetidamente em sua forma *forward*. São computados os custos de operação para cada um dos caminhos e ao fim é feita a média aritmética destes custos para estimar o custo médio esperado da operação ao longo do horizonte de planejamento.

O Caso 2 é o primeiro caso de um problema de planejamento hidrotérmico-eólico, onde o parque eólico, com capacidade instalada de 22 MW, é incluído no modelo. Como discutido no Capítulo 3, os dados históricos de velocidade do vento são manipulados de forma a gerar previsões, que são transformadas no modelo em geração eólica. A mesma árvore de cenários, agora composta por afluências incrementais e velocidade do vento, é utilizada neste caso, assim como os mesmos 2000 cenários do procedimento de política

de operação. Os Casos 3 e 4 são similares ao caso 2, porém a geração eólica em cada um dos casos é multiplicada por um fator de 10 e 100, respectivamente. Isto visa uma avaliação dos efeitos do aumento da penetração de geração eólica na matriz energética do sistema.

Um segundo conjunto de simulações é realizado a fim de comparar a metodologia apresentada com a metodologia atualmente utilizada no Brasil, onde a geração eólica média é descontada da demanda do sistema antes da aplicação do algoritmo. O novo conjunto consiste em 3 novos casos de simulação, com características similares aos casos anteriores.

Os Casos 2, 3 e 4 serão tratados como casos estocásticos, enquanto os casos 5, 6 e 7 serão tratados como casos determinísticos. Todos estes seis casos são simulados novamente, desta vez considerando correlação conjunta entre afluências incrementais e velocidades do vento, dando origem aos Casos 8 a 13, onde os Casos 8, 9 e 10 serão considerados estocásticos e os Casos 11, 12 e 13 determinísticos. A média histórica considerada para o parque eólico foi de 14,12 MWmês. A Tabela 5-3 abaixo apresenta um resumo dos estudos de caso, e as Figuras Figura 5-3 e Figura 5-4 apresentam as porcentagens em relação à capacidade instalada das gerações hidrelétrica, termelétrica e eólica e da demanda.

Tabela 5-3 – Tabela-resumo dos estudos de caso

Caso	Correlação entre Afluências e Velocidade do Vento	Estocasticidade da Geração Eólica	Capacidade Eólica Instalada [vezes]	Demanda [MW]
Caso 1	Conjunta	NA	0	5500
Caso 2	Individual	Estocástica	1x	5500
Caso 3			10x	5500
Caso 4			100x	5500
Caso 5		Determinística	0	5486
Caso 6			0	5359
Caso 7			0	4088
Caso 8		Conjunta	Estocástica	1x
Caso 9	10x			5500
Caso 10	100x			5500
Caso 11	Determinística		0	5486
Caso 12			0	5359
Caso 13			0	4088

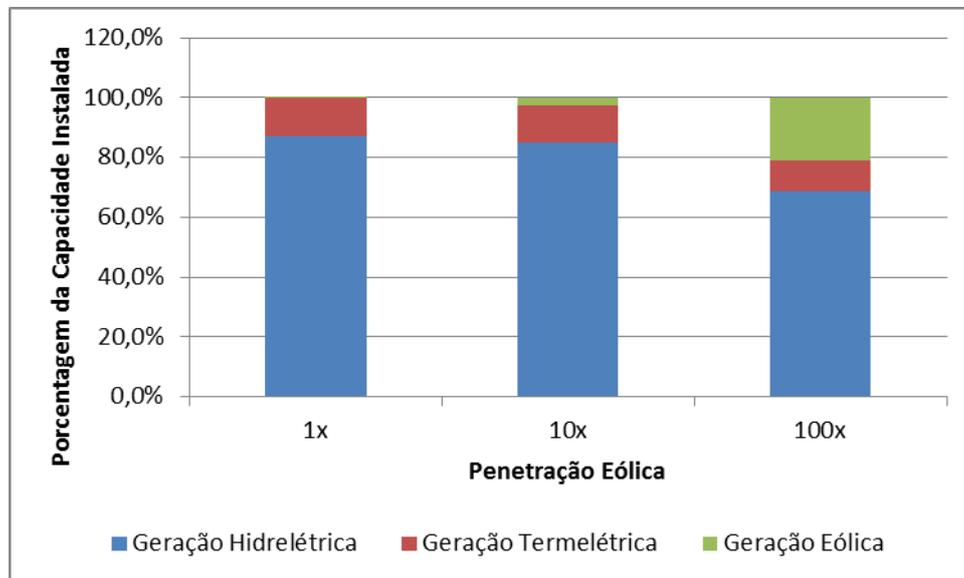


Figura 5-3 – Porcentagens da Capacidade Instalada para os diferentes valores de Penetração Eólica

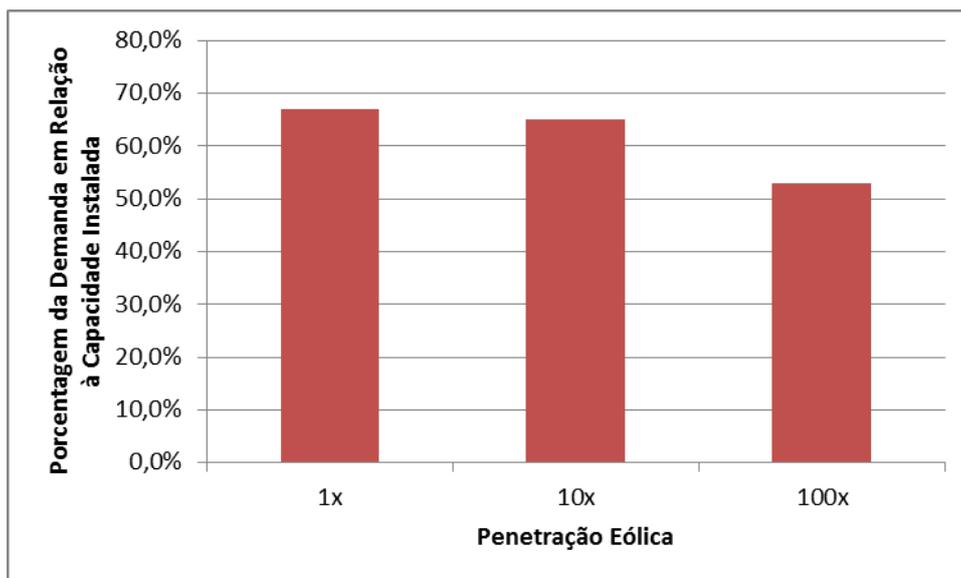


Figura 5-4 – Porcentagem da Demanda em Relação à Capacidade Instalada para os diferentes valores de Penetração Eólica

5.4 Resultados das Simulações – Correlação Individual

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos para alguns dos parâmetros de saída de nosso modelo de planejamento para cada um dos casos em que a correlação para a geração dos cenários é considerada de maneira individual, ou seja, as afluições de cada planta hidrelétrica são correlacionadas entre si, mas não com a velocidade do vento. São comparados também o custo médio total esperado resultante do procedimento de política de operação e a energia armazenada ao fim do primeiro estágio.

5.4.1 Decisões de Geração

A Tabela 5-4 e a Figura 5-5 apresentam os resultados obtidos para a geração hidrelétrica, termelétrica e eólica através do modelo para os Casos 1 a 7.

Tabela 5-4 – Decisões de geração para o primeiro estágio [MWmês]

			Hidrelétrica	Termelétrica	Eólica	Total
Caso	Base	1	4442,00	1058,00	0,00	5500
	Estocástico	2	4428,63	1058,00	13,37	5500
		3	4308,32	1058,00	133,68	5500
		4	4163,19	0,00	1336,81	5500
	Determinístico	5	4427,88	1058,00	14,12	5500
		6	4300,80	1058,00	141,20	5500
		7	4088,00	0,00	1412,00	5500

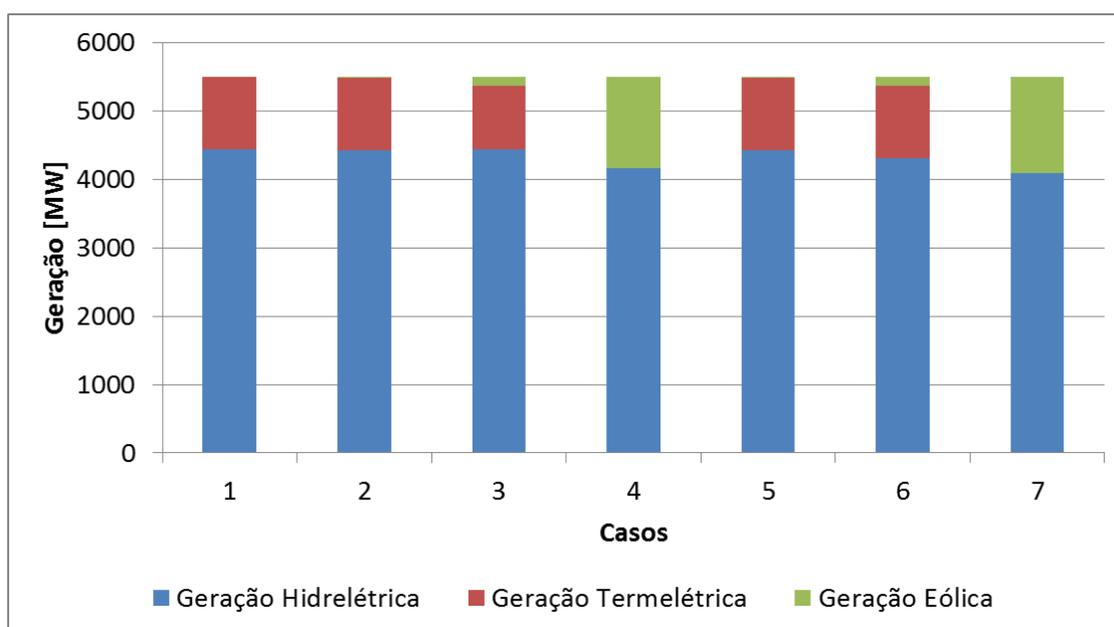


Figura 5-5 – Decisões de geração para o primeiro estágio

Pode-se notar que nos casos 1, 2, 3, 5 e 6 temos para o primeiro estágio a planta termelétrica despachada em sua capacidade máxima de 1058 MW. Esta decisão é tomada para que seja armazenada água nos reservatórios para os estágios futuros. O modelo busca a minimizar os custos totais para todo horizonte de planejamento, e sabemos que o custo das penalidades por corte de carga é bem superior ao custo da geração térmica, portanto, se gasta mais com geração térmica no primeiro estágio para que em períodos futuros sejam evitados ou reduzidos os cortes de carga, reduzindo assim o custo total da operação. Já nos casos 4 e 7 apenas geração hidrelétrica e eólica são suficientes para atender a demanda do sistema, pois com a geração eólica

multiplicada por 100 é obtido um montante considerável de energia, superior, inclusive, à geração termelétrica máxima do modelo.

A principal diferença entre as metodologias está na geração eólica. A geração eólica média obtida no caso estocástico é menor do que a média histórica. Como mostram os resultados, esta diferença não tem efeitos consideráveis quando o montante de energia eólica é pequeno, como no Caso 2, mas à medida que este montante aumenta, os efeitos desta diferença se tornam visíveis. Esta diferença pode levar o operador do sistema a tomar decisões que podem não ser as melhores do ponto de vista econômico.

É importante salientar que nos casos determinísticos não existe no modelo uma decisão sobre geração eólica, pois a mesma é descontada da demanda numa etapa anterior do processo. Porém, por motivos de compreensão dos resultados e comparação, a geração eólica descontada da demanda foi representada como uma variável de decisão.

5.4.2 Energia Armazenada

A energia armazenada de um reservatório equivalente de energia é toda energia que seria obtida se todos os reservatórios daquela região fossem completamente esvaziados. Para obter a energia potencial da região é necessário adotar uma regra operacional para o esvaziamento dos reservatórios. Em nosso trabalho é seguida a regra operacional linear apresentada em Cepel (2001).

Podemos então obter a energia armazenada através da soma do volume útil disponível em cada reservatório multiplicado por sua produtibilidade e pelas produtibilidades de todas as usinas à jusante deste. A intuição por trás deste cálculo reside no fato de que a água usada para produzir eletricidade em um gerador hidrelétrico estará disponível à jusante na cascata para que outros geradores possam produzir eletricidade. Podemos obter a energia armazenada de um reservatório equivalente através da equação (5.2) abaixo:

$$EA = \sum_{r \in R} (x_r^t - \underline{x}_r) \sum_{j \in J_r} \gamma_j H_j \quad (5.2)$$

onde,

- EA energia armazenada do reservatório equivalente [MWmês];
- γ_j Produtibilidade específica do grupo turbina/gerador da planta hidrelétrica j [MW/m³/s/m];
- H_j altura de queda da planta hidrelétrica j [m];
- R conjunto de hidrelétricas com reservatórios de acumulação do reservatório equivalente;
- J_r conjunto de geradores hidrelétricos à jusante do reservatório r (incluindo o próprio r).

A altura de queda equivalente é calculada pela diferença entre a cota média do reservatório e a cota do seu canal de fuga, da seguinte forma:

$$H_j = COTA_j - CFUGA_j - PHID_j \quad (5.3)$$

onde,

- $COTA_j$ cota média do reservatório da planta hidrelétrica j [m];
- $CFUGA_j$ cota do canal de fuga da planta hidrelétrica j [m];
- $PHID_j$ perda hidrelétrica j [m];

Por sua vez, a cota média do reservatório pode ser obtida através da equação 5.4.

$$COTA_j = a_{j,0} + a_{j,1} \times x_j^t + a_{j,2} \times x_j^{t^2} + a_{j,3} x_j^{t^3} + a_{j,4} x_j^{t^4} \quad (5.4)$$

onde,

$\alpha_{j,i}$ i -ésimo coeficiente do polinômio cota-volume da planta hidrelétrica j [$m \cdot hm^3$];

x_j^t volume armazenado no reservatório da planta hidrelétrica j ao final do estágio t [hm^3];

Os dados para obtenção da altura de queda dos reservatórios foram obtidas em Marcato (2002) e são apresentados na Tabela 5-5.

Tabela 5-5 – Coeficientes do polinômio cota-volume, cota do canal de fuga, produtividade específica e perda hidrelétrica

Usina	$\alpha_{j,0}$ [$m \cdot hm^3$]	$\alpha_{j,1}$ [$m \cdot hm^3$]	$\alpha_{j,2}$ [$m \cdot hm^3$]	$\alpha_{j,3}$ [$m \cdot hm^3$]	$\alpha_{j,4}$ [$m \cdot hm^3$]	$CFUGA_j$ [m]	γ_j [$MW/m^3/s/m$]	$PHID_j$ [m]
1	7,52E+02	1,23E-02	-1,26E-06	7,85E-11	-1,98E-15	696	0,00922	0,9
2	6,85E+02	-4,02E-03	-7,94E-07	2,79E-08	-1,42E-11	625	0,00883	2,4
3	5,46E+02	6,47E-02	-3,24E-05	7,39E-09	0,00E+00	519	0,00893	1,2
4	5,68E+02	1,45E-02	-1,20E-06	5,83E-11	-1,12E-15	522	0,00873	1,3
5	4,71E+02	7,28E-03	-5,61E-07	2,60E-11	-4,85E-16	436	0,00883	1,2
6	4,34E+02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	401	0,00873	2
7	3,58E+02	8,62E-03	-8,84E-07	5,29E-11	-1,24E-15	328	0,00903	0,6

De posse destes dados é possível calcular a energia armazenada para o conjunto de plantas hidrelétricas. A Tabela 5-6 apresenta a energia armazenada ao fim do primeiro estágio para cada os Casos 1 a 7.

Tabela 5-6 – Energia armazenada

Caso	Base	Estocástico				Determinístico		
	1	2	3	4	5	6	7	
EA [MW]	9404,2	9511,0	9983,2	10369,5	9442,6	9613,2	10570,3	

Visto que a geração hidrelétrica para o primeiro estágio é praticamente a mesma nos casos estocástico e determinístico, a energia armazenada ao fim do primeiro estágio para ambos os casos é bastante similar. Como esperado, o aumento da geração eólica

ocasiona um aumento na energia armazenada, uma vez que a necessidade de despacho das hidrelétricas é menor, o que ocasiona um aumento no nível de armazenamento dos reservatórios e conseqüentemente um aumento da energia armazenada. Porém cabe destacar aqui a diferença obtida quando comparamos a energia armazenável dos casos 4 e 7 (estocástico e determinístico respectivamente) nesse caso podemos notar uma diferença de aproximadamente 200 [MWmédios] a menos de energia armazenada no caso estocástico. Isso vem a mostrar que quando consideramos a energia produzida por eólicas como um desconto na demanda de energia estamos superestimando esse valor, o que pode vir a prejudicar o planejamento do sistema.

5.4.3 Custo Total da Operação

A Tabela 5-7 apresenta o custo total de operação esperado para os Casos 1 a 7. Este custo é obtido através da média aritmética dos custos totais obtidos nos 2000 cenários sintéticos utilizados na política de operação.

Tabela 5-7 – Custo total da operação

Caso	Custo Total de Operação
1	R\$ 1.013.288,74
2	R\$ 1.170.226,95
3	R\$ 832.872,38
4	R\$ 12.873,18
5	R\$ 1.080.467,72
6	R\$ 865.505,86
7	R\$ 5.655,09

Apesar de não apresentar geração eólica, o caso base possui um custo total mais baixo que os casos 2 e 5. Isso pode ser explicado pelo método de geração de cenários, que é diferente para estes casos: o caso base, que possui geração de cenários com correlação conjunta nos dá aflúências mais favoráveis durante o horizonte de estudo, diminuindo o

custo total da operação. Nos demais casos, à medida que a participação da geração eólica aumenta há uma visível redução no custo total de operação. Para os Casos 2, 3, 5 e 6 esta redução não é tão acentuada, pois a geração eólica nestes casos tem uma capacidade máxima instalada de 22 MW (Casos 2 e 5) e 220 MW (Casos 3 e 6), o que representa um percentual baixo da demanda a ser atendida. Já nos casos 4 e 7, a capacidade eólica instalada de 2200 MW ocasiona uma redução drástica nos custos de operação. Note novamente a diferença entre o custo total de operação para os casos 4 e 7, onde é aproximadamente 2 vezes maior o custo do caso estocástico em relação ao caso onde a energia eólica é simplesmente descontada da demanda de energia.

5.5 Resultados das Simulações – Correlação Conjunta

Nesta seção apresentamos os resultados obtidos para alguns dos parâmetros de saída de nosso modelo de planejamento para cada um dos casos onde a correlação para geração de cenários é considerada entre todas as plantas, hidrelétricas e eólicas, obtendo assim cenários diferentes dos anteriores.

5.5.1 Decisões de Geração

A Tabela 5-8 e a Figura 5-5 apresentam os resultados obtidos para a geração hidrelétrica, termelétrica e eólica através do modelo para o Caso base e para os Casos 8 a 13.

Tabela 5-8 – Decisões de geração para o primeiro estágio [MWmês]

			Hidrelétrica	Termelétrica	Eólica	Total
Caso	Base	1	4442,00	1058,00	0,00	5500
	Estocástico	8	4429,79	1058,00	12,21	5500
		9	4319,86	1058,00	122,14	5500
		10	4278,60	0,00	1221,40	5500
	Determinístico	11	4427,88	1058,00	14,12	5500
		12	4300,80	1058,00	141,20	5500
		13	4088,00	0,00	1412,00	5500

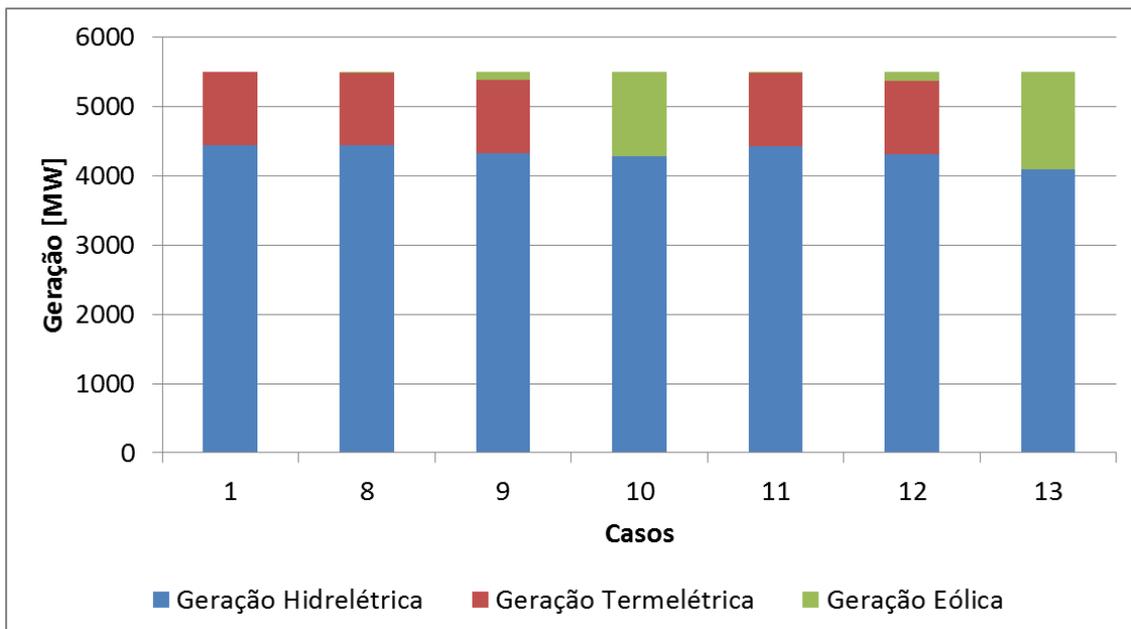


Figura 5-6 – Decisões de geração para o primeiro estágio

Como nos Casos anteriores temos para o primeiro estágio dos casos 8, 9, 11 e 12 a planta termelétrica despachada em sua capacidade máxima de 1058 MW para que seja armazenada água nos reservatórios para os estágios futuros e nos casos 9 e 13 apenas geração hidrelétrica e eólica são despachadas para atender a demanda do sistema. Pode-se notar uma diferença no montante de geração eólica do caso estocástico, que é ligeiramente inferior ao caso com correlação individual, porém, à medida que a penetração eólica aumenta esta diferença se torna mais perceptível, principalmente se comparada ao caso determinístico.

5.5.2 Energia Armazenada

A Tabela 5-9 apresenta a energia armazenada ao fim do primeiro estágio para cada um dos estudos de caso, calculada como mostrado na seção anterior.

Tabela 5-9 – Energia armazenada

Caso	Base	Estocástico			Determinístico		
	1	8	9	10	11	12	13
EA [MW]	9404,2	9459,5	9697,67	10062,2	9581,9	10013,65	10570,3

Assim como nos casos anteriores, o aumento da geração eólica ocasiona um aumento na energia armazenada, uma vez que a necessidade de despacho das hidrelétricas é menor, o que ocasiona um aumento no nível de armazenamento dos reservatórios e consequentemente um aumento da energia armazenada. Porém, a diferença obtida quando são comparados os casos 10 e 13 (estocástico e determinístico respectivamente) aumenta para cerca de 500 [MW médios] a menos de energia armazenada no caso estocástico. Isso vem a mostrar uma superestimação ainda maior do caso determinístico quando comparado ao estocástico com correlação conjunta. Além disso, nota-se que a energia armazenada nos casos determinísticos é sempre superior à dos casos estocásticos, devido ao maior montante de geração eólica nos casos determinísticos. O subconjunto de simulações dos casos 8, 9 e 10, com geração eólica estocástica e cenários gerados através de correlação conjunta apresentaram os menores valores de energia armazenável dentre todos.

5.5.3 Custo Total da Operação

A Tabela 5-10 apresenta o custo total de operação esperado para os Casos 1 e 8 a 13. Este custo é obtido através da média aritmética dos custos totais obtidos nos 2000 cenários sintéticos utilizados na política de operação.

Tabela 5-10 – Custo total da operação

Caso	Custo Total de Operação
1	R\$ 1.013.288,74
8	R\$ 992.173,48
9	R\$ 838.646,47
10	R\$ 18.600,70
11	R\$ 930.727,49
12	R\$ 756.694,12
13	R\$ 3.812,05

Como esperado, o custo do Caso base 1 é o mais alto, visto que não há geração eólica para este caso. Assim como na seção anterior, à medida que a participação da geração eólica aumenta há uma visível redução no custo total de operação. Note novamente a diferença entre o custo total de operação para os casos 10 e 13, onde é aproximadamente 5 vezes maior o custo do caso estocástico em relação ao caso onde a energia eólica é simplesmente descontada da demanda de energia.

5.6 Comparação Entre os Modelos de Geração de Cenários

A Tabela 5-11 abaixo apresenta um resumo para os resultados obtidos nas simulações. Em geral, o método de geração de cenários com correlação conjunta apresenta cenários mais otimistas de vento e afluências, visto que seu custo total da operação é mais baixo na maioria dos casos. A Tabela 5-12 ajuda a explicar este cenário otimista, pois como as correlações entre afluências incrementais e velocidade do vento são negativas ou próximas de zero, espera-se que quando as afluências incrementais baixas as velocidades do vento são mais altas, totalizando um montante maior de geração a custo zero (eólicas e hidrelétricas). A combinação entre geração eólica determinística e geração de cenários com correlação conjunta retorna os custos mais baixos e energia armazenada entre as mais altas.

Tabela 5-11 – Tabela-resumo: energia armazenada e custo total da operação

Caso	Correlação entre Afluências e Velocidade do Vento	Estocasticidade da Geração Eólica	Energia armazenada [MW]	Custo Total da Operação
Caso 1	Conjunta	NA	9404,2	R\$ 1.013.288,74
Caso 2	Individual	Estocástica	9490,9	R\$ 1.170.226,95
Caso 3			9653,4	R\$ 832.872,38
Caso 4			10369,5	R\$ 12.873,18
Caso 5		Determinística	9442,6	R\$ 1.080.467,72
Caso 6			9613,2	R\$ 865.505,86
Caso 7			10570,3	R\$ 5.655,09
Caso 8		Conjunta	Estocástica	9311,1
Caso 9	9578,6			R\$ 838.646,47
Caso 10	10062,2			R\$ 18.600,70
Caso 11	Determinística		9463,6	R\$ 930.727,49
Caso 12			9692,2	R\$ 756.694,12
Caso 13			10570,3	R\$ 3.812,05

Tabela 5-12 – Correlação entre afluências incrementais médias das plantas hidrelétricas e velocidades médias do vento do parque eólico

Planta Hidrelétrica	Correlação
1	0,22
2	-0,25
3	0,12
4	0,25
5	-0,22
6	-0,47
7	0,01

5.7 Análise da Complementaridade Entre Fontes de Geração

O regime hidrológico das usinas hidrelétricas do Sudeste e Nordeste brasileiro tem comportamento semelhante: maiores vazões naturais dos rios durante o período verão-outono (Dezembro a Abril), enquanto que algumas vezes foram verificados níveis críticos dos reservatórios durante o período de inverno-primavera (Maio a Novembro). Este fato tem se tornado um desafio permanente para o planejamento da operação do sistema interligado brasileiro e também tem influenciado as tarifas dos grandes consumidores industriais no país. A complementaridade entre o regime eólico e hidrelétrico para estas regiões já é alvo de estudos há algum tempo, como em Rocha et. Al (1999).

No sistema brasileiro a geração eólica máxima ocorre no período de Agosto a Novembro. Durante estes meses, justamente o oposto ocorre com as afluições nos reservatórios hidrelétricos. Esta é uma característica muito útil que beneficia fortemente a formação de um sistema de potência hidrotérmico-eólico, pois quando as afluições hidrelétricas são baixas a disponibilidade de energia eólica é alta. Reciprocamente, quando as afluições estão em alta, a disponibilidade eólica é baixa.

Para avaliar a complementaridade entre geração eólica e hidrelétrica foi realizada uma simulação do estudo de caso com doze estágios, o que compreende cada um dos doze meses do ano. A demanda do sistema foi reduzida para 5400 MWmês devido ao aumento do número de estágios para evitar grandes cortes de carga. A árvore de cenários com 12 estágios possui 2048 caminhos. Foram selecionados 64 caminhos *forward* e 4 *backward*. As outras características da simulação foram mantidas as mesmas.

Primeiramente foram comparadas as afluições incrementais médias para cada uma das sete hidrelétricas do estudo de caso com a geração eólica média. Estas médias foram obtidas através da política de operação com 2000 cenários sintéticos. Os resultados são mostrados na Figura 5-7. Para realizar a comparação entre estes índices diferentes foi

utilizada a porcentagem, onde o valor de 100% representa a afluência incremental e geração eólica mensal máxima.

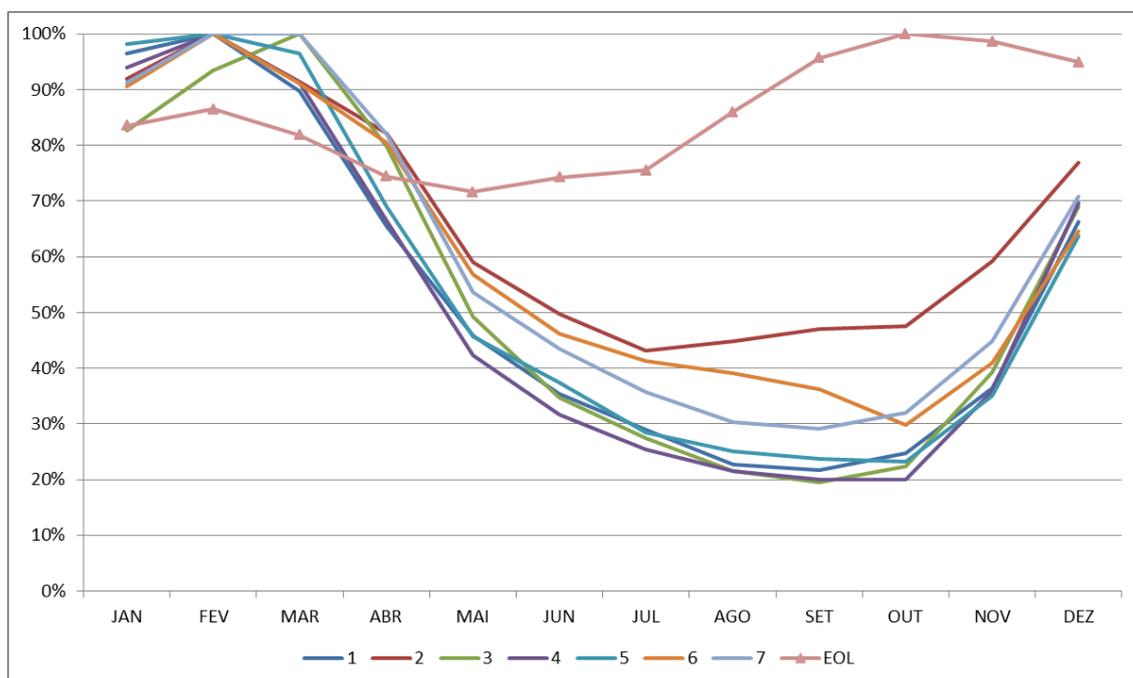


Figura 5-7 – Complementaridade entre afluências incrementais e geração eólica para os casos de estudo

A Figura 5-7 comprova a complementaridade entre as afluências incrementais nos reservatórios das usinas e a geração eólica. Nos períodos em que a afluência é mínima, a geração eólica atinge seu máximo. Pode-se perceber também que a geração eólica possui um comportamento mais estável, não atingindo um valor menor do que 70% de sua geração máxima em nenhum dos doze meses.

Apesar da complementaridade verificada, a análise das afluências incrementais não reflete totalmente a realidade, já que existe a possibilidade de armazenamento ou não dessas afluências nos reservatórios das hidrelétricas. Para uma avaliação mais completa desta complementaridade analisou-se também a geração hidrelétrica comparada com a geração eólica ao longo dos mesmos doze meses e mantidas as mesmas condições da simulação anterior. A Figura 5-8 destaca as gerações eólica e hidrelétrica ao longo dos meses para análise da complementaridade.

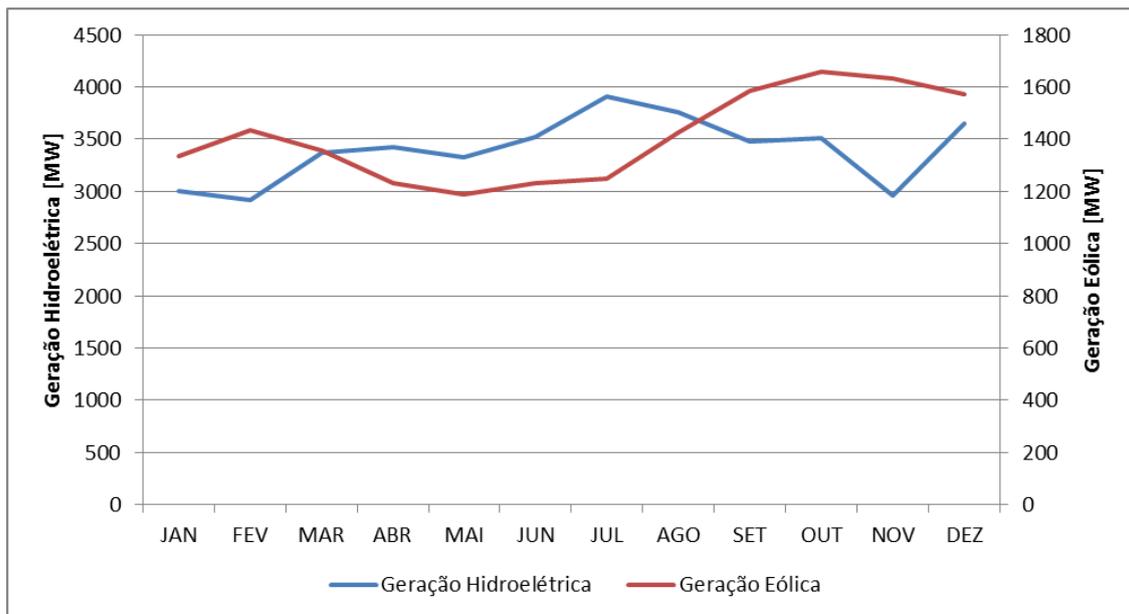


Figura 5-8 – Análise da complementaridade entre fontes de geração – Correlação Individual

Pode-se perceber certa complementaridade entre as gerações hidrelétrica e eólica. Nos meses em que ocorre uma menor geração hidrelétrica há uma maior geração eólica, e de forma recíproca, nos meses em que ocorre uma menor geração eólica há uma maior geração hidrelétrica. Porém, quando analisa-se o caso com cenários gerados através de correlação conjunta esta complementaridade fica um pouco menos evidente, como mostra a Figura 5-9.

Vale ressaltar que o caso exemplo é constituído por um sistema hidrotérmico-eólico de pequena escala, com apenas 7 plantas hidrelétricas, uma termelétrica e um parque eólico. Simulações em sistemas reais de grande escala são necessárias para avaliar com mais precisão esta complementaridade.

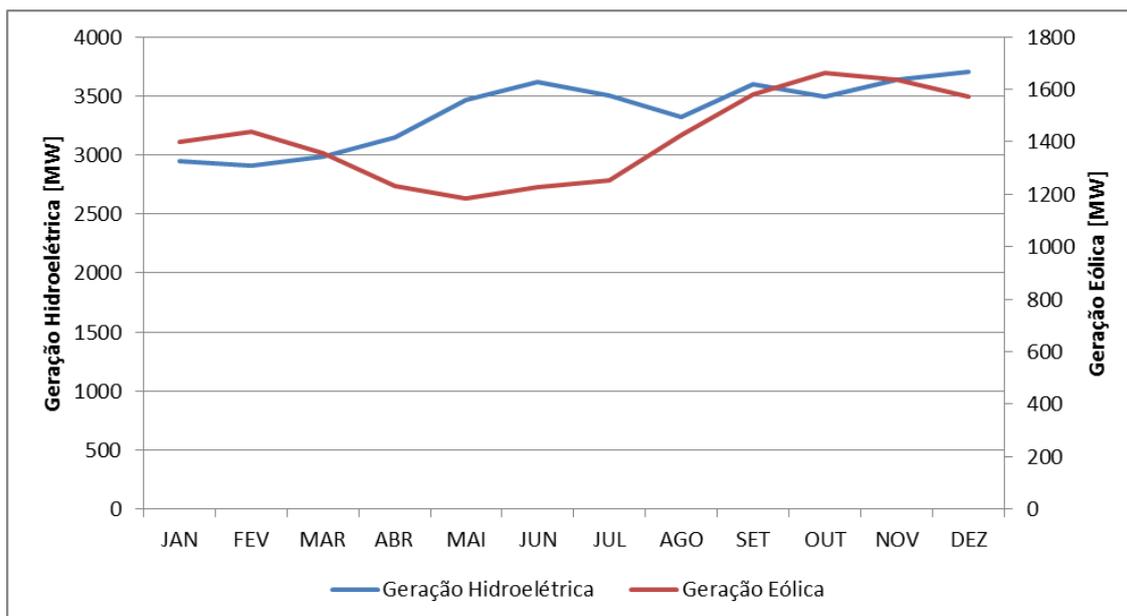


Figura 5-9 – Análise da complementaridade entre fontes de geração – Correlação Conjunta

A complementaridade sazonal entre os regimes de vento e hidrológico constitui uma vantagem sistêmica a ser explorada. O aumento da geração eólica pode ajudar a regularizar as vazões nas hidrelétricas, evitando o uso excessivo da água para geração hidrelétrica, inclusive no segundo semestre do ano, em que ocorrem as menores vazões afluentes e onde ocorre o maior potencial de energia por grande influência dos ventos alísios (MARINHO, 2010). A operação integrada de usinas eólicas e hidrelétricas pode adicionar uma estabilidade sazonal ao sistema, através do aumento do fator de capacidade das usinas hidrelétricas existentes. A água poupada na geração de energia elétrica pode até mesmo ser destinada a outros usos, uma vez que a região Nordeste sofre frequentes períodos de secas, o que ocasiona conflitos sobre o uso da água dos rios, envolvendo principalmente a irrigação de lavouras.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO

6.1 Contribuições da Pesquisa

A energia eólica vem se tornando um fator importante para o planejamento e operação de sistemas de potência ao redor do mundo. Esta dissertação apresentou uma metodologia para avaliar os impactos desta fonte variável de energia no problema de planejamento da geração. Para incorporar a geração eólica no problema, que é resolvido através de uma variação do algoritmo de PDDE, é construída uma árvore de cenários capaz de representar características estocásticas e sazonais das aflúncias e da velocidade do vento. Esta metodologia foi aplicada em uma porção real de um sistema com sete plantas hidrelétricas, uma termelétrica e uma eólica.

Analizou-se também a complementaridade entre as gerações hidrelétrica e eólica, fator este que torna a segunda ainda mais atraente, pois nos períodos em que a geração hidrelétrica é menor, há uma grande disponibilidade de geração eólica, o que resultaria em uma economia no custo total de operação, além de possibilitar uma regularização das vazões nas hidrelétricas e a destinação da água poupada para outras finalidades.

Foi apresentado nesta dissertação um modelo para resolução do problema de planejamento hidrotérmico-eólico. Atualmente, o modelo brasileiro não representa a geração eólica de maneira adequada dentro da modelagem matemática, sendo o montante de geração proveniente dessa fonte apenas descontado da demanda total do sistema. Com o recente crescimento e evolução da energia eólica ao redor do mundo e as boas perspectivas para o Brasil, torna-se necessário buscar soluções para um melhor planejamento do sistema elétrico. Apresentou-se um modelo eficiente para simular o planejamento hidrotérmico-eólico utilizando dados reais. São utilizadas técnicas de previsão de aflúncias e de velocidade do vento considerando funções distribuições de

probabilidade obtidas através de dados históricos para simular as condições futuras do sistema, obtendo, desta maneira, um planejamento mais completo e que possa auxiliar de maneira mais adequada os operadores do sistema em tomadas de decisão.

6.2 Comentários Finais e Trabalho Futuro

Como trabalho futuro, espera-se aprimorar nosso modelo, através da criação de uma árvore de cenários dependente entre os períodos de tempo e avaliando o valor da solução estocástica para sistemas reais. Procura-se também analisar a complementaridade entre geração hidrelétrica e eólica no futuro, criando cenários de afluências e velocidade do vento considerando variáveis climáticas.

Espera-se também incorporar as plantas solares ao planejamento da geração, além da tecnologia CAES (Compressed Air Energy Storage) em conjunto com os sistemas de geração eólica e solar. O sistema CAES permite uma forma de “armazenamento” de energia comprimindo ar em cavernas subterrâneas durante períodos onde a demanda de energia é baixa (MCGRAIL ET AL., 2013). Em momentos onde a demanda de energia é elevada o ar comprimido pode ser utilizado para movimentar turbinas que acionam geradores para produzir energia. Isso representa uma atratividade para as fontes eólicas e solares propiciando certa flexibilidade no controle das tomadas de decisão quanto à produção de energia elétrica.

Outro ponto importante é a necessidade de se representar as incertezas de uma maneira robusta e que inclua em suas possíveis realizações informações de correlação temporal e espacial. Dessa forma, é um objetivo futuro de estudo a utilização de modelos mais adequados para realização de “previsões” de cenários possíveis, como o modelo dinâmico linear, para as incertezas do modelo em períodos futuros e assim representar o problema de planejamento da operação como um modelo de otimização estocástica de múltiplos estágios.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABEEólica (Associação Brasileira de Energia Eólica), "Boletim Mensal de Dados do Setor Eólico," website http://www.portalabeeolica.org.br/images/pdf/Boletim_Dados-ABEEolica-Janeiro-2014-Publico.pdf, 2014.

Arvanitidis, N.V. and Rosing, J., "Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-89:319-326, 1970a.

Arvanitidis, N.V. and Rosing, J., "Optimal operation of multireservoir systems using a composite representation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-89:327-335, 1970b.

Benders, J. F., "Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems," *Numerische Mathematik*, 4:238-252, 1962.

Cepel, Eletrobras, "Projeto NEWAVE: Modelo estratégico de geração hidrotérmica a subsistemas equivalentes - Manual do Usuário.", *Versão 17.5.3*, Julho 2013.

Cepel, Eletrobras., "Manual de Referência - Modelo NEWAVE," Relatório Técnico, Centro de Pesquisas de Energia Eletrica, 2001.

Chen, Z.L. e Powell, W.B., "Convergent cutting-plane and partial-sampling algorithm for multistage stochastic linear programs with recourse," *Journal of Optimization Theory and Applications*, 102(3):497-524, 1999.

Dados de simulação do NEWAVE de Agosto de 2013, http://www.ccee.org.br/ccee/documentos/CCEE_135452

Dias, Bruno H. ; Marcato, A.L.M. ; Souza, Reinaldo C. ; Soares, Murilo P. ; Silva Junior,

Ivo C. ; Oliveira, Edimar J. de ; Brandi, Rafael B. S. ; Ramos, Tales P. , “Stochastic Dynamic Programming Applied to Hydrothermal Power Systems Operation Planning Based on the Convex Hull Algorithm,” *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2010, p. 1-21, 2010.

EPE (Empresa de Pesquisa Energética), "Balanço Energético Nacional 2013: Ano base 2012 / Empresa de Pesquisa Energética. – Rio de Janeiro : EPE", 2013.

EPE (Empresa de Pesquisa Energética), "Plano Decenal de Expansão de Energia 2022 / Empresa de Pesquisa Energética. – Rio de Janeiro : EPE", 2013.

Fortunato, L.A.M.; 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”, Niterói, Universidade Federal Fluminense, EDUFF, 1990.

Guilhon, Luiz Guilherme Ferreira. *Modelo Heurístico de Previsão de Vazões Naturais Médias Semanais Aplicado à Usina Foz de Areia*. Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2002.

Hart, W.E. et al., *Pyomo—Optimization Modeling in Python*, Springer Optimization and Its Applications 67, DOI 10.1007/978-1-4614-3226-5_1.

Homem-de-Mello, T., de Matos, V.L., e Finardi, E.C., "Sampling strategies and stopping criteria for stochastic dual dynamic programming: a case study in long-term hydrothermal scheduling," *Energy Systems*, 2:1-31, 2011.

Infanger, G. and Morton, D. P. “Cut sharing for multistage stochastic linear programs with interstage dependency,” *Mathematical Programming*, 75:241-256, 1996.

Isaac, I.A.; Areiza, J.M.; Gonzalez, J.W.; Biechl, H., "Long-term energetic analysis for electric expansion planning under high wind power penetration scenarios in Colombia and

neighboring countries," *Energy Market (EEM)*, 2010 7th International Conference on the European , vol., no., pp.1,7, 23-25 June 2010.

Lima, L.M.M., "Modeling and Forecast of Brazilian Reservoir Inflows via Dynamic Linear Models under Climate Change Scenarios," *Tese (Doutorado) - The University of Texas at Austin*, 2011.

Marcato, A.L.M., "Representação Híbrida de Sistemas Equivalentes e Individualizados Para o Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas de Potência de Grande Porte," *Tese (Doutorado) - Departamento de Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro*, 2002

Marinho, M.H.N., "Oferta de energia através da complementaridade sazonal hidro-eólica no estado de Pernambuco".

McGrail, B.P. et al., "Compressed Air Energy Storage: Grid-Scale Technology for Renewables Integration in the Pacific Northwest," Pacific Northwest National Laboratory, 2013.

Melo, A.C.G.; Damázio, J.M.; Oliveira, B.H.A.M.de; Caldas, R.P.; Maceira, M.E.P.; Sales, P.R.H.; Jardim, D.L.D.; Santana, E.A.de; "An Approach to Estimate the Electrical Energy Deficit Cost Parameter in the Operational and Expansion Planning of Hydrothermal Systems", Cigré, Paris, 2002.

Murage, M.W.; Anderson, C.L., "Contribution of pumped hydro storage to integration of wind power in kenya: na optimal control approach," *Manuscript*, 2013.

Nascimento, M.H.L., "The impact of wind power stations in the Brazilian electricity markets," *Power Tech, 2005 IEEE Russia* , vol., no., pp.1,5, 27-30 June 2005.

Pereira, M.V.F. e Pinto, L.M.V.G., "Stochastic optimization of a multireservoir

hydroelectric system - a decomposition approach," *Water Resources Research*, 21:779-792, 1985.

Pereira, M.V.F., "Optimal stochastic operations scheduling of large hydroelectric systems," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 11:161-169, 1989.

Pereira, S.; Ferreira, P.; Vaz, A.I., "Electricity Planning in a Mixed Hydro - Thermal - Wind Power System," *Sustainable Electricity Power Planning - Report 02/2011*, 2011.

Pereira, S.; Ferreira, P.; Vaz, A.I., "Short-term scheduling model for a wind-hydro-thermal electricity system," *The 25th International Conference on Efficiency, Cost, Optimization, Simulation and Environmental Impact of Energy Systems*, 2012.

Queiroz, A.R., "A Sampling-based Decomposition Algorithm with Application to Hydrothermal Scheduling: Cut Formation and Solution Quality," *Tese (Doutorado) - The University of Texas at Austin*, 2011.

Queiroz, A.R., and Morton, D.P., "Sharing Cuts under Aggregated Forecasts when Decomposing Multi-stage Stochastic Programs," *Operations Research Letters*, Vol. 41, pp. 311-316, 2013.

Raby, M.; Rios, S.; Jerardino, S.; Raineri, R., "Hydrothermal system operation and transmission planning considering large wind farm connection," *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, vol., no., pp.1,8, June 28 2009-July 2 2009.

Rebennack, S., "A unified state-space and scenario tree framework for multi-stage stochastic optimization: an application to emission-constrained hydro-thermal scheduling," *Tese de Doutorado, University of Florida*, 2010.

Ribeiro, M.N., "Comercialização de energia eólica no Brasil: Desenvolvimento de

sistemas de apoio em leilões para agentes geradores," Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas, São Paulo, 2013.

Riscoti, J.F.C., "Inserção da energia eólica no sistema hidrotérmico brasileiro," *Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Energia) - EP / FEA / IEE / IF da Universidade de São Paulo*, 2011.

Rocha, N.; Schultz, D.; Sugai, M.; do Amarante, O. e Bittencourt, R., "*Estabilização Sazonal da Oferta de Energia Através da Complementaridade entre os Regimes Hidrológico e Eólico*," XV SNPTEE, Foz do Iguaçu, Out.1999.

Sandia National Labs, <https://software.sandia.gov> (acessado em Março/2014).

Steinberger, J.M.; van Emmerik, E.L.; Aredes, M., "Large scale wind generation integrated in hydrothermal electric power systems a green solution," *Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2011 International Conference on*, vol., no., pp.1,6, 20-23 Aug. 2011

Trötscher, T., "Large-scale Wind Power integration in a Hydro-Thermal Power Market," *Dissertação (Mestrado em Energia e Meio Ambiente) - Norwegian University of Science and Technology*, 2007.

ANEXOS

ANEXO A – Tutorial Pyomo

Tutorial Pyomo

O pacote Pyomo (Python Optimization Modeling Objects) é uma ferramenta em código aberto para modelar aplicações de otimização na linguagem de programação Python. O Pyomo pode ser usado para definir problemas simbólicos, criar casos de problemas concretos, e resolver esses casos com solvers padrão.

Para utilizar o Pyomo e resolver problemas de otimização devemos instalar uma versão do Python, além do Pacote CoopR (que contém o Pyomo) e do solver GLPK:

- **Python**
<http://www.python.org/download/>
- **Coopr** (A COmmon Optimization Python Repository)
É uma coleção de pacotes de código aberto para otimização em Python que contém uma série de ferramentas para formular e analisar modelos de otimização
https://software.sandia.gov/trac/coopr/downloader/download/file/24/Coopr_VOTD_setup.exe
- **Solver GLPK** (GNU Linear Programming Kit)
Pacote criado para resolver problemas de programação linear, programação inteira mista e outros problemas relacionados. É um conjunto de rotinas escrito em ANSI C e organizadas na forma de biblioteca
<http://downloads.sourceforge.net/gnuwin32/glpk-4.34-setup.exe>

Outros solvers também podem ser utilizados em conjunto com o Pyomo. Foi escolhido o GLPK por ser um software livre e grátis e também por que o livro texto (Pyomo – Optimization Modeling in Python) traz exemplos utilizando o GLPK.

Após a instalação destes programas, você está apto a utilizar o Pyomo para resolver problemas de otimização. Para escrever seus programas pode ser utilizado o bloco de notas, porém o Notepad++ é um editor de texto versátil e com suporte a diversas linguagens, incluindo Python, e ajuda na criação dos programas.

<http://download.tuxfamily.org/notepadplus/6.3.2/npp.6.3.2.Installer.exe>

1. Exemplo – Problema da Dieta

O problema da dieta é um problema de programação linear clássico. A base do problema é fazer com que uma pessoa obtenha todos os nutrientes necessários através da alimentação com um custo mínimo. Entretanto, há outros fatores que devem ser levados em consideração. Cada alimento tem custos e quantidade de nutrientes diferentes. Além disso, ingerir uma grande quantidade de certo nutriente pode levar a complicações – por exemplo, você necessita de uma quantidade mínima de calorias, mas não quer consumir calorias demais. De maneira similar, as pessoas podem ingerir apenas um volume definido de alimentos. Todas essas restrições são fáceis de serem trabalhadas em Coopr e Pyomo como o exemplo irá mostrar.

Dados do problema:

Alimento	Custo [€]
Bife	10
Maçã	2
Arroz	1

Alimento	Volume
Bife	3
Maçã	1
Arroz	2

Nutrientes \ Alimentos	Alimentos		
	Bife	Maçã	Arroz
Calorias	180	65	143
Proteínas	40	1	5
Vitamina C	0	30	0

Nutriente	Mínimo	Máximo
Calorias	2000	4000
Proteínas	56	168
Vitamina C	300	2000

Volume Máximo	400
---------------	-----

Formulação do problema:

- Variáveis de decisão: Quantidade de cada alimento que será adquirida

$$x_1 = \text{Bife}; x_2 = \text{Maçã}; x_3 = \text{Arroz};$$

- Função objetivo: Minimizar o custo com alimentação

$$\text{Min } z = 10 \times x_1 + 2 \times x_2 + x_3$$

- Restrições:

1. Volume máximo ingerido

$$3 \times x_1 + x_2 + 2 \times x_3 \leq 400$$

2. Quantidade de nutrientes

$$2000 \leq 180 \times x_1 + 65 \times x_2 + 143 \times x_3 \leq 4000$$

$$56 \leq 40 \times x_1 + x_2 + 5 \times x_3 \leq 168$$

$$300 \leq 30 \times x_2 \leq 2000$$

- Resumindo:

$$\text{Min } z = 10 \times x_1 + 2 \times x_2 + x_3$$

sujeito a:

$$3 \times x_1 + x_2 + 2 \times x_3 \leq 400$$

$$2000 \leq 180 \times x_1 + 65 \times x_2 + 143 \times x_3 \leq 4000$$

$$56 \leq 40 \times x_1 + x_2 + 5 \times x_3 \leq 168$$

$$300 \leq 30 \times x_2 \leq 2000$$

$$x_1, x_2, x_3 \geq 0$$

2. Construção do Modelo

Começamos nosso modelo Coopr com

```
from coopr.pyomo import *
```

que importa o pacote Coopr para ser utilizado no código. O próximo passo é criar um objeto da classe modelo abstrato, que chamaremos de `modelo`. Em muitos casos uma separação do modelo e dos dados é necessária. Os dados do modelo podem não estar disponíveis imediatamente ou podem estar armazenados em um banco de dados ou planilha externa. Portanto é desejável representar o modelo em uma forma abstrata que independe da maneira que os dados são gerenciados. Isso é implementado por

```
modelo = AbstractModel()
```

O resto do trabalho estará contido neste objeto.

No problema da dieta temos dois conjuntos principais: o conjunto de alimentos e o conjunto de nutrientes, que definimos como

```
modelo.alimentos = Set()
```

```
modelo.nutrientes = Set()
```

Ambos os conjuntos podem ser muito grandes (o conjunto de todos os alimentos é praticamente ilimitado), porém, para a implementação do modelo em Coopr, isso é irrelevante. É no arquivo de dados que a informação desses conjuntos é preenchida.

A solução para o problema da dieta consiste em minimizar a quantia de dinheiro gasta em alimentos. Obviamente, para fazer isso devemos saber o custo de cada tipo de alimento. Para isso, criamos um parâmetro unidimensional que nos dá o custo associado a cada alimento:

```
modelo.custos = Param(modelo.alimentos)
```

Isso diz que para cada alimento, existe um custo associado a ele, que vai ser definido posteriormente quando formos construir o arquivo de dados.

De forma similar, cada nutriente tem uma quantidade mínima e máxima exigida. Podemos modificar o código utilizado para os custos para criar dois parâmetros unidimensionais para o máximo e mínimo de nutrientes.

```
modelo.min_nutriente = Param(modelo.nutrientes)
```

```
modelo.max_nutriente = Param(modelo.nutrientes)
```

Para este modelo, também queremos considerar quanto de comida uma pessoa pode ingerir, pois a solução pode ser inútil se nenhuma pessoa consegue comer a quantidade estipulada pela solução. Portanto, adicionamos um parâmetro de volume dependente do conjunto de alimentos. Isso é feito de forma similar aos exemplos anteriores.

```
modelo.volumes = Param(modelo.alimentos)
```

Também precisamos de um parâmetro para o volume máximo de comida que pode ser consumido. Isso é feito da mesma maneira dos exemplos anteriores, mas sem um conjunto do qual o parâmetro depende. Isso acontece por que o volume máximo de comida consumido independe do conjunto de alimentos ou nutrientes.

```
modelo.max_volume = Param()
```

Existe um último parâmetro que deve ser considerado: quanto de cada nutriente cada tipo de alimento contém. Diferentemente dos exemplos anteriores, esse parâmetro tem duas dimensões, pois depende do conjunto de alimentos e do conjunto de nutrientes. Isso requer uma pequena alteração no código.

```
modelo.valor_nutrientes = Param(modelo.nutrientes,  
modelo.alimentos)
```

A vírgula indica que esse parâmetro depende de dois conjuntos diferentes, portanto é bidimensional. Quando criarmos o arquivo de dados será possível preencher quanto de cada nutriente cada alimento contém.

Até agora definimos nossos conjuntos e parâmetros. Contudo, ainda devemos considerar a quantidade de alimentos que será comprada e consumida. Essa é a variável que estamos tentando encontrar, então criamos um objeto da classe variável. Como se trata de registrar quanto de alimentos iremos comprar, criamos uma variável unidimensional dependente do conjunto de alimentos:

```
modelo.qntd = Var(modelo.alimentos, within = NonNegativeReals)
```

Restringimos nosso domínio aos reais não negativos. Se aceitássemos números negativos, o modelo poderia nos dizer para comprar quantidades negativas de alimentos, o que seria um modelo inútil e irreal. Poderíamos também restringir o domínio aos números inteiros para tornar o modelo mais

realista, mas isso traria muita dificuldade para pouco ganho. Para problemas como este, a diferença entre a solução inteira e não inteira é geralmente irrelevante.

Neste ponto devemos começar a definir as regras associadas com nossos parâmetros e variáveis. Começaremos com a regra mais importante, a regra de custo, que dirá ao modelo para testar e minimizar o custo total. Logicamente, o custo total será a soma de quanto foi gasto em cada tipo de alimento, e este valor será determinado pelo custo do alimento e a quantidade deste alimento que foi adquirida. Por exemplo, se foram adquiridos três hambúrgueres de \$5 e duas maçãs de \$1, o custo total seria $3 \times 5 + 2 \times 1 = 17$. Note que este processo é o mesmo que o produto do vetor quantidades pelo vetor custos.

Para implementar essa situação, devemos definir uma regra de custos, que foi chamada de `RegraCustos`:

```
def RegraCustos(modelo):  
    return sum(modelo.custos[n]*modelo.qntd[n] for n in  
modelo.alimentos)
```

que percorrerá o conjunto de alimentos multiplicando os custos e quantidades de cada alimento e retornará sua soma, como descrito acima. Todavia, devemos incluir mais uma linha:

```
modelo.custo = Objective(rule=RegraCustos)
```

Essa linha define a regra de custos como sendo a função objetivo do modelo, que o Coopr/Pyomo interpreta como sendo o valor que deve ser minimizado; neste caso os custos serão minimizados. Definimos a função objetivo como `modelo.custo`, que não deve ser confundida com o parâmetro que definimos anteriormente como `modelo.custos` apesar dos nomes similares. Estes valores são diferentes e se acidentalmente dermos a eles os mesmos nomes isso acarretará em problemas quando tentarmos resolver o problema.

Devemos criar também uma regra para o volume consumido. A construção desta regra é similar a da regra de custos já que novamente fazemos o produto de dois vetores, dessa vez dos vetores de volume e quantidade.

```
def RegraVolume(modelo):  
    return sum(modelo.volumes[n]*modelo.qntd[n] for n in  
modelo.alimentos) <= modelo.max_volume
```

```
modelo.volume = Constraint(rule=RegraVolume)
```

Note que aqui temos uma restrição ao invés de um objetivo. Isso requer que a regra seja verdadeira. Enquanto o objetivo procura o menor valor, a restrição apenas necessita que a regra seja respeitada.

Finalmente, precisamos adicionar a restrição que garante que obteremos quantidades adequadas de cada nutriente. A implementação desta é um pouco mais complicada por duas razões: o valor precisa estar dentro de uma faixa em vez de ser apenas maior ou menor do que um valor, e `valor_nutrientes` é um parâmetro bidimensional. O primeiro problema pode ser resolvido de várias formas. Iremos resolvê-lo definindo uma outra variável e checar se ela está na faixa adequada. Para resolver o segundo problema, adicionamos como variável de entrada da regra um índice, além do modelo. O código será:

```
def RegraNutrientes(modelo, n):
    valor = sum(modelo.valor_nutrientes[n, f]*modelo.qntd[f]
for f in modelo.alimentos)
    return (modelo.min_nutriente[n], valor,
modelo.max_nutriente[n])
```

```
modelo.RestricoesNutrientes = Constraint(modelo.nutrientes,
rule=RegraNutrientes)
```

Essa regra irá funcionar de forma parecida com as anteriores, mas adicionando um índice à restrição iremos percorrer cada um dos nutrientes. Essencialmente, o que fizemos foi resumir várias regras de nutrientes que funcionariam da mesma forma em uma única regra que irá percorrer cada nutriente individualmente.

Neste ponto terminamos de criar o arquivo do modelo. Nós definimos os conjuntos, parâmetros e variáveis. Também definimos o objetivo do modelo e restrições que devem ser respeitadas pela solução. Precisamos agora construir o arquivo de dados.

3. Entrada de Dados

Assim como no modelo, começamos com os dois conjuntos principais do problema: alimentos e nutrientes. Para sermos breves, vamos trabalhar apenas com três tipos de alimentos e nutrientes. Note que `vitac` é uma abreviação para vitamina C.

```
set alimentos := bife maca arroz;
```

```
set nutrientes := calorias proteinas vitac;
```

Para definir o conjunto devemos utilizar o comando `set [nome do conjunto] := [elementos do conjunto];` onde os elementos do conjunto são separados por um espaço.

O parâmetro `max_volume` não tem nenhum conjunto associado a ele. Para defini-lo basta implementar:

```
param: max_volume := 400;
```

Os parâmetros que representam os custos, volumes e mínimos e máximos de nutrientes podem ser implementados de maneira similar, sendo que a principal diferença está no conjunto com o qual o parâmetro está associado. No código, a primeira linha define qual parâmetro está sendo analisado e cada linha subsequente dá a um membro do conjunto associado um valor.

```
param: custos :=  
bife 10  
maca 2  
arroz 1;
```

```
param: volumes :=  
bife 3  
maca 1  
arroz 2;
```

```
param: min_nutriente :=  
calorias 2000  
proteinas 56  
vitac 300;
```

```
param: max_nutriente :=  
calorias 4000  
proteinas 168  
vitac 2000;
```

Finalmente, criamos os dados para o parâmetro `valor_nutrientes`, que está associado com os conjuntos de alimentos e nutrientes. Mais uma vez

incluimos `param` seguido do nome do parâmetro na primeira linha (mas note que não há dois pontos após `param` neste caso, como havia anteriormente). A próxima linha é formada pelos elementos do conjunto alimentos seguida por `:=` e a primeira coluna é formada pelos elementos do conjunto de nutrientes. Após preenchida, temos a seguinte matriz:

```
param valor_nutrientes:
      bife maca arroz :=
calorias 180 65 143
proteinas 40 1 5
vitac     0 30 0;
```

A quantidade de espaços entre cada elemento é irrelevante (desde que haja ao menos um), então a matriz deve ser formatada de uma maneira que facilite sua leitura.

Após finalizados o modelo e o arquivo de dados, devemos salvá-los. É comum salvar o modelo na extensão `.py` e o arquivo de dados no formato `.dat`.

4. Solução

As seções anteriores mostraram como construir e atribuir dados a um objeto modelado em Pyomo. Chegou a hora de realizar a otimização deste modelo. A maneira mais direta é através do comando `pyomo`, que executa uma rotina (script) para realizar a otimização de uma forma padrão. De forma alternativa, um script pode ser criado para customizar o processo.

1. Otimização através do comando `pyomo`

O comando `pyomo` pode ser usado para construir um modelo Pyomo, criar o modelo utilizando dados fornecidos pelo usuário (no caso de modelos abstratos), aplicar um software de otimização e exibir os resultados resumidos. Por exemplo, o comando a seguir otimiza o modelo `Problema.py` utilizando o solver de programação linear padrão GLPK:

```
pyomo --solver=glpk Problema.py
```

De maneira similar, o comando a seguir otimiza o nosso modelo `ProblDieta.py` utilizando os dados contidos em `ProblDieta.dat`, também utilizando o GLPK:

```
pyomo --solver=glpk ProblDieta.py ProblDieta.dat
```

Quando o comando `pyomo` carrega um modelo Pyomo, por configuração padrão ele procura por um `ConcreteModel` ou `AbstractModel` com o nome `model` no arquivo Python dado como entrada. Como no nosso exemplo, outro nome diferente de `model` pode ser utilizado, basta utilizar a opção:

```
pyomo --model-name=NOME_DO_MODELO
```

Para o nosso exemplo:

```
pyomo --model-name=modelo
```

O comando `pyomo` executa automaticamente os seguintes passos:

1. Cria um modelo
2. Lê os dados da instância
3. Gera uma instância do modelo
4. Aplica um pré-processamento à instância do modelo
5. Aplica o solver à instância do modelo
6. Carrega os resultados na instância do modelo
7. Mostra os resultados do solver

2. *Otimização através de scripts*

Scripts que controlam o processo de otimização dão ao usuário uma melhor programabilidade. O script simples abaixo realiza a otimização do nosso exemplo:

```
from coopr.pyomo import *
import coopr.opt
#
# Importando o modelo
import ProblDieta
#
# Cria a instancia do modelo
instancia = ProblDieta.modelo.create("ProblDieta.dat")
instancia.pprint()
#
# Configura o solver
opt = coopr.opt.SolverFactory("glpk")
#
# Otimizacao
resultados = opt.solve(instancia)
```

```
#  
# Imprime os resultados  
resultados.write(num=1)
```

O script acima importa o modelo armazenado em `ProblDieta.py`, cria uma interface no solver e mostra os resultados. Note que o script não depende diretamente do pacote `coopr.pyomo`. O Pyomo é utilizado apenas para criar o modelo de otimização. A otimização e as análises subsequentes são controladas de maneira genérica por outros pacotes `Coopr`.

Assim quem um modelo Pyomo é criado ele pode ser impresso utilizando o comando `pprint`:

```
modelo.pprint()
```

Esse comando resume as informações do modelo Pyomo. Para modelos concretos isso inclui as expressões da função objetivo e das restrições. Em modelos abstratos essa informação é omitida, a menos que o modelo tenha sido construído com dados fornecidos externamente.

Antes de realizar a otimização, o Pyomo precisa realizar vários passos de pré-processamento para coletar variáveis, simplificar expressões e outras tarefas pré-otimização. Esse pré-processamento é feito automaticamente pelo comando `create`:

```
instancia = modelo.create()  
instancia.pprint()
```

O comando acima é válido para modelos concretos e retorna a instância do modelo com várias informações do pré-processamento. Para modelos abstratos, argumentos adicionais especificando os dados usados para construir a instância do modelo devem ser fornecidos:

```
instancia = ProblDieta.modelo.create("ProblDieta.dat")  
instancia.pprint()
```

O próximo passo é aplicar o solver para encontrar uma solução ótima para a instância do nosso modelo. No nosso caso, o solver de programação linear `GLPK` pode ser usado com o Pyomo como segue:

```
opt = coopr.opt.SolverFactory("glpk")  
resultados = opt.solve(instancia)
```

A primeira linha cria um objeto Python para interagir com o solver GLPK. A instância do modelo Pyomo é então otimizada, e o solver retorna um objeto que contém as soluções geradas durante a otimização. Esse processo de otimização é executado utilizando componentes do pacote `coopr.opt`.

Finalmente, os resultados da otimização podem ser exibidos através do comando a seguir:

```
resultados.write()
```

Executando o nosso script no prompt de comando temos uma saída formada por duas partes distintas, a primeira corresponde ao comando `instancia.pprint()` que exibe as informações do pré-processamento:

```
3 Set Declarations

  alimentos : Dim=0 Dimen=1 Size=3 Domain=None Ordered=False
Bounds=None Model=unknown
              ['arroz', 'bife', 'maca']

  nutrientes : Dim=0 Dimen=1 Size=3 Domain=None Ordered=False
Bounds=None Model=unknown
              ['calorias', 'proteinas', 'vitac']

  valor_nutrientes_index : Dim=0 Dimen=2 Size=9 Domain=None
Ordered=False Bounds=None Model=unknown
              Virtual

0 RangeSet Declarations

6 Param Declarations

  custos :      Size=3 Domain=Any
    arroz : 1
    bife : 10
    maca : 2

  max_nutriente :      Size=3 Domain=Any
    calorias : 4000
    proteinas : 168
    vitac : 2000

  max_volume :      Size=1 Domain=Any
    400

  min_nutriente :      Size=3 Domain=Any
    calorias : 2000
    proteinas : 56
    vitac : 300

  valor_nutrientes :      Size=9 Domain=Any
    ('calorias', 'arroz') : 143
```

```

('calorias', 'bife') : 180
('calorias', 'maca') : 65
('proteinas', 'arroz') : 5
('proteinas', 'bife') : 40
('proteinas', 'maca') : 1
('vitac', 'arroz') : 0
('vitac', 'bife') : 0
('vitac', 'maca') : 30

```

```

volumes :      Size=3  Domain=Any
  arroz : 2
  bife : 3
  maca : 1

```

1 Var Declarations

```

qntd :          Size=3  Domain=NonNegativeReals

```

Key	:Initial Value	:Lower Bound	:Upper Bound	:Current Value	:Fixed	:Stale
arroz:	None	0	None	None	False	True
bife :	None	0	None	None	False	True
maca :	None	0	None	None	False	True

1 Objective Declarations

```

custo :          Size=1
  sum( 10 * qntd[bife] , qntd[arroz] , 2 * qntd[maca] )

```

2 Constraint Declarations

```

RestricoesNutrientes :      Size=3  Index= nutrientes

```

'calorias'

$2000.0 \leq \text{sum}(180 * \text{qntd}[\text{bife}], 143 * \text{qntd}[\text{arroz}], 65 * \text{qntd}[\text{maca}]) \leq 4000.0$

'proteinas'

$56.0 \leq \text{sum}(40 * \text{qntd}[\text{bife}], 5 * \text{qntd}[\text{arroz}], \text{qntd}[\text{maca}]) \leq 168.0$

'vitac'

$300.0 \leq \text{prod}(\text{num}=(30, \text{qntd}[\text{maca}])) \leq 2000.0$

```

volume :      Size=1
  -

```

$-\text{Inf} \leq \text{sum}(3 * \text{qntd}[\text{bife}], 2 * \text{qntd}[\text{arroz}], \text{qntd}[\text{maca}]) \leq \text{max_volume}$

```

0 Block Declarations

1 Suffix Declarations
  repn :
    Direction= LOCAL
    Datatype= None
    Table= None
    Default= None

14 Declarations: alimentos nutrientes custos min_nutriente
max_nutriente volumes max_volume valor_nutrientes_index
valor_nutrientes qntd custo volume Restricoes Nutrientes repn

```

Este relatório nos traz informações importantes sobre o problema, como a função objetivo e as restrições. A segunda parte da saída corresponde aos resultados do solver:

```

# =====
# = Solver Results                                     =
# =====

# -----
# Problem Information
# -----
Problem:
- Lower bound: 29.44055944
  Upper bound: 29.44055944
  Number of objectives: 1
  Number of constraints: 8
  Number of variables: 4
  Number of nonzeros: 18
  Sense: minimize

# -----
# Solver Information
# -----
Solver:
- Status: ok
  Termination condition: optimal
  Error rc: 0

# -----
# Solution Information
# -----
Solution:
- number of solutions: 1
  number of solutions displayed: 1
- Gap: 0.0
  Status: optimal
  Objective:
    x1:
      Id: 0
      value: 29.44055944

```

```
Variable:
  x7:
    Id: 1
    Value: 9.44056
  x8:
    Id: 2
    Value: 10
Constraint: No nonzero values
```

Analisando as saídas do solver temos a solução do nosso problema: adquirir 9.44 unidades de arroz e 10 maçãs, com um custo ótimo de \$29.44. Futuras restrições ao problema poderiam ser feitas, como adquirir no mínimo uma unidade de cada tipo de alimento, uma quantidade máxima que poderia ser adquirida de um certo alimento, ou então incluir mais tipos de alimentos e nutrientes. Este exemplo foi simplificado para o entendimento do leitor.

**ANEXO B – Artigo aceito na IEEE Power and
Energy Society General Meeting 2014**

Effects of Wind Penetration in the Scheduling of a Hydro-Dominant Power System

Saulo R. Silva, Anderson R. de Queiroz, Luana M.M. Lima and José W.M. Lima
Federal University of Itajubá, UNIFEI, Brazil
saulors@unifei.edu.br

Abstract—A computational model that is able to determine the optimal economic generation scheduling considering decisions in a system with hydro, thermal and wind power plants is presented. The algorithm is based on the class of sampling-based decomposition algorithms used to solve large-scale multi-stage stochastic optimization problems. A case study composed by several simulation runs of the model is presented and the results about wind power effects in the scheduling of power generators are discussed.

Index Terms—Generation Scheduling; Wind Power Penetration; Sampling-based Decomposition Algorithms; Stochastic Optimization; Multivariate Normal Distribution.

I. INTRODUCTION

Renewable power sources became a key aspect around the world by disrupting old frontiers in power systems. Moreover, these energy sources are linked to sustainable development that is one of the main goals of the modern society these days. Brazil presents a highly dominant renewable generation matrix, where hydro generation corresponds to 70,1% of the electricity offer in the country. Adding the energy imported, which is also essentially renewable, the percentage of renewable sums up to 85% of the total electricity consumption [1], what illustrates the importance of renewables in Brazil.

The main problem with renewable power is its dependence on natural resources. Usually, natural resources are not available to satisfy its demand where or when it is needed. Also, we can add to this the hardness or impossibility to store energy. For example imagine the case of solar energy that is mostly available during sunlight hours. In this sense, it is not an easy task to use renewable generation when it is needed.

Hydropower is an exception of these renewable sources restrictions, since reservoirs can be used to store water and control generation production. In Brazil, large reservoirs can provide energy "storage" to satisfy electricity demand several months ahead, even in the occurrence of droughts. This fact enables system operators to try to optimize water use and balance generation offer with hydro and thermal power plants in order to meet demand at different time steps.

Brazilian economic grow from recent years raised an intense search for alternatives in order to satisfy system electricity demand. Unfortunately, Brazil is running out of

potential locations for installing new hydro plants with large reservoirs. As it is happening around many countries, Brazil started to pay attention to wind, which is a renewable and unlimited resource. Brazilian territory presents areas with vast wind potential, which is the case of South and Northeast regions that present well-behaved wind speed with a high energetic content and a low turbulence index [2]. According to the annual balance released by the Brazilian Wind Power Association, the installed capacity of wind generation reached 2.5 GW in 2012 with 108 wind farms, which corresponds to 2% of the country power generation installed capacity. This means a 73% grow compared to the year of 2011. There are expectations that wind power installed capacity reach 6.05 GW by the end of 2013 and 8.8 GW by the end of 2017 [3].

The raise of wind power installed capacity constantly demand studies about its effects in different problems related to power systems. An essential problem to be analyzed in this context is the wind-hydrothermal scheduling, since the wind power addition, with virtual zero operational cost, may contribute by reducing present and expected future operational generation costs to meet electricity demand. These costs consist in fuel costs for thermal plants and eventual load curtailments. This is a complex problem to solve since we do not have perfect information for future water inflows (stochastic parameter) at hydro plants reservoirs neither for future wind speed (also a stochastic parameter) at wind turbines. This paper presents a computational scheme that solves the stochastic wind-hydrothermal scheduling problem. The algorithm is based on the class of sampling-based decomposition algorithms used to solve multi-stage problems [8]. We use a multivariate normal distribution to represent the uncertain parameters, wind speed and water inflows, and we sample from this distribution in order to get scenarios for our optimization model random parameters. Our goal is to compare a deterministic approach that just subtracts wind generation from system demand, with a stochastic version.

The wind-hydrothermal integration has already been subject in other studies in Brazil. In [13], as a case study, the authors evaluate the maximum percentage of wind power that can be inserted in the energy matrix considering wind as a stochastic parameter. In [14], the authors analyze the feasibility of adding a potential of 140 GW peak for wind power in Brazil.

Section II presents the wind-hydrothermal scheduling problem and we define it as an optimization model. Section III deals with water inflows and wind speed scenario generation. Section IV presents the case study. Section V discusses the simulations with our wind-hydrothermal scheduling model as well as the results from these simulations. Section VI concludes this paper.

II. THE WIND-HYDROTHERMAL SCHEDULING PROBLEM

In the classical hydro-thermal scheduling problem we are interested in minimizing production costs of electricity to supply system electricity demand considering the operation of hydro and thermal power generators. In this problem, the independent system operator (ISO) may decide to use the water available at hydro plant reservoirs to produce electricity. Doing so avoids the economic expense required to dispatch thermal power plants, but can risk hydro availability in future time periods [4].

The objective in a wind-hydrothermal scheduling problem is to find an operation strategy for the power generators (wind, thermal and hydro) at each stage of a specific planning horizon that minimizes the total present and expected operational costs. From the operational viewpoint, wind farms are similar to the run of river hydro generators, with both encompassing variable generating sources and thus being dependent on the availability of their respective primary energy source. For this reason, in [5] wind farms are modelled in a similar manner as run of river hydro generators. We follow this idea and represent wind power plants with a operational cost of 0 and consider that electricity production at a particular stage depends only on the wind speed at the farm. During next subsections we present our wind-hydro-thermal scheduling model.

A. Objective Function

The objective function (1) consists in minimizing the sum of present and future expected operational costs.

$$z = \min \sum_{i \in I} \left[\sum_{k \in G_i} c_k^t g_k^t + \rho^t u^t \right] + E_{b_{t+1}^u, h_{t+1}^u}(x^t, b_{t+1}^u) \quad (1)$$

where,

- $i \in I$ set of regions;
- $\omega \in \Omega$ set of stochastic inflows and wind speed
- $k \in G_i$ subset of thermal generators in region i ;
- c_k^t thermal generation operational cost of plant k , at stage t [\$/MW-period];
- g_k^t decision of thermal generation of plant k at stage t [MW-period];
- ρ^t load curtailment cost, at stage t [\$/MW-period];
- u^t decision of unmet demand at stage t [MW-period];
- x^t decision vector of hydro plants reservoir water storage at the end of stage t ;
- b_{t+1}^u vector that represents random water inflows, random wind speed and deterministic electricity demand, at stage $t + 1$ during stochastic scenario ω ;
- $h_{t+1}(x^t, b_{t+1}^u)$ recursive function that represents a model like (1) where t is shifted by 1. It depends on decisions made at stage

t , and random parameters that are revealed at the beginning of stage $t + 1$; expected future operational cost.

$E_{b_{t+1}^u, h_{t+1}^u}(x^t, b_{t+1}^u)$

B. Constraints

We have three different sets of structural constraints at each stage and simple bounds on decision variables.

1) Water Balance Equations

Equation (2) represents our water balance constraint. There is one constraint represented by (2) for each hydro plant in the system. The objective of this constraint is to balance the reservoirs' storage levels. This constraint ensures that the storage level at the end of stage t is equal its storage level in stage $t - 1$ plus the water volume that comes into that hydro plant reservoir subtracted of the water volume that leaves that reservoir in stage $t - 1$. A constant τ is used to match units.

$$x_h^t = x_h^{t-1} + \tau b_{h,t}^u - \nu t_h^t + s_h^t + \sum_{m \in M_h} (\nu t_m^t + s_m^t) \quad (2)$$

where,

- $m \in M_h$ hydro plants immediately upstream of plant h ;
- x_h^t decision of water volume storage in hydro plant h reservoir, at stage t [hm³];
- $b_{h,t}^u$ water inflow at hydro plant h , at stage t [m³/s];
- νt_h^t decision of turbined water outflow at hydro plant h , at stage t [hm³];
- s_h^t decision of water volume spilled from plant h , at stage [hm³];
- τ constant equal to 2.63 used to match units

2) Demand Satisfaction and Energy-exchange

Equation (3a) represents our demand satisfaction constraints. We choose to represent demand for each region in each power system region. In this case, there is one constraint of this kind for each region at each stage. The demand satisfaction constraint ensures that, for each region i , the amount of energy generated by power plants plus load shedding has to be equal to the system electricity demand at that region. Equation (3b) ensures that energy exchanges from region i to region j is equal to exchanges from region j to region i , but with opposite signs.

$$\sum_{k \in H_i} \frac{\delta_k}{\tau} \nu t_k^t + \sum_{k \in V_i} g_k^t + \sum_{v \in V_i} w_v^t + \sum_{j: (i,j) \in E} p_{i,j}^t \quad (3a)$$

$$- \sum_{j: (j,i) \in E} p_{j,i}^t + u^t = d_i^t \quad (3b)$$

where,

- $h \in H_i$ subset of hydro plants in region i ;
- $v \in V_i$ subset of wind power plants in region i ;
- $(i, j) \in E$ energy-exchange pairs;
- δ_h hydro plant h productivity [MW/m³/s];
- w_v^t decision of wind generation of wind plant v , at stage t [MW-period];

- p_{ij}^t decision of energy transfers from region i to region j , at stage t [MW-period];
- d_i^t electricity demand in region i , at stage t [MW-period];

3) Wind Energy Production

Equation (4) ensures that the wind generation should be equal to the expression that turns the wind speed into wind generation.

$$w_v^t \leq n \frac{1}{2} \sigma A w_{v,t}^{3t} C_p \quad \forall v \in V_t \quad (4)$$

where,

- n number of wind turbines in the wind farm;
- σ air density [kg/m^3];
- A area covered by the blades of the turbines [m^2];
- $w_{v,t}^{3t}$ wind speed of wind plant v , at stage t , at scenario ω [m/s];
- C_p power constant at stage t , which represents the percentage of the air mass that is converted into mechanical energy;

4) Decision Variables Bounds

These equations represent the lower and the upper bounds for some decision variables. In order of appearance: outflow, thermal generation, wind generation and storage level.

$$\underline{v}t_h^t \leq vt_h^t \leq \overline{v}t_h^t \quad \forall h \in H_t \quad (5a)$$

$$0 \leq at^t \leq \overline{GT}_k^t \quad \forall k \in G_t \quad (5b)$$

$$0 \leq w_v^t \leq \overline{W}_v^t \quad \forall v \in V_t \quad (5c)$$

$$\underline{x}_h^t \leq x_h^t \leq \overline{x}_h^t \quad \forall h \in H_t \quad (5d)$$

where,

- $\overline{v}t_h^t$ max outflow at hydro plant h , at stage t [MW-period];
- $\underline{v}t_h^t$ min outflow at hydro plant h , at stage t [MW-period];
- \overline{GT}_k^t max thermal generation of plant k at stage t [MW-period];
- \overline{W}_v^t max wind generation of plant v at stage t [MW-period];
- \overline{x}_h^t max water storage at plant h , at stage t [hm^3];
- \underline{x}_h^t min water storage at plant h , at stage t [hm^3];

Although we do not adopt in our model different load and curtailment levels, they could easily be included here.

III. WATER INFLOWS AND WIND POWER SCENARIO GENERATION

One important step to model and solve the wind-hydrothermal scheduling problem is to develop a scenario tree to represent possible events of random parameters. As discussed before, we consider water inflows and wind speed to be uncertain and we sample from a probability distribution in order to construct a sample tree with different scenarios to represent uncertainties.

The simplest way to model random variables that represent water inflows and wind speed in a scenario tree is to assume that vectors δ_t , $t = 2, \dots, T$, are interstage independent. When

we assume independence from one month to the next we mean that the realization of the random variable at a future stage has no relationship with the realization of random variables from previous stages [6]. Another way is to consider that vectors δ_t , $t = 2, \dots, T$ are interstage dependent as in [7] - [8] but we do not walk in this path for the initial tests with our model. We consider spatial correlation effects of water inflows and wind speed in order to construct the sample scenario tree.

We use historical water inflow data for hydro plants that are available in a monthly basis, starting in January 1931 up to present days. Historical wind speed data for wind power plants is also available in a monthly basis, but for a shorter period of time, from January 1991 to December 2010. The wind speed can be converted into wind power generation using wind power plants characteristics associated to its location, generators and turbines, such as air density, area covered by the blades, number of wind turbines, turbine's power coefficient and others. The expression used to convert the wind speed data into wind generation is represented by (4). In order to maintain time coherence to construct probability distribution of the random parameters, we use water inflows and wind speed data from January 1991 to December 2010.

We assume that there is a certain order of correlation between hydro and wind power plants concerned to its "fuel source", water inflows and wind speed respectively. One way to deal with this and generate scenarios for incremental inflows and wind speed is to draw independently normal distributions $N[\mu, \sigma^2]$ and then pass the correlation through Cholesky decomposition [9].

Suppose the number of stages is n_t , and n_p is the number of hydro or wind power plants, which in our case is respectively 7 and 1. Let X be a matrix $(n_p \times n_t)$ with independent identically distributed draws from a normal distribution $N[0, 1]$ and let R be the $(n_p \times n_p)$ plants correlation matrix. The Cholesky decomposition of R is a lower triangular matrix L such that:

$$R = LL^T \quad (6)$$

Now we can define Y such that:

$$Y = LX \quad (7)$$

where, Y will then be a $(n_p \times n_t)$ matrix with correlated draws, i.e., it will correspond to draws from $N[0, \Sigma]$. Since the original draws are from a $N[0, 1]$, $\sigma = 1$ and the covariance matrix $\Sigma = R$. If we want correlated draws from each plant $i = 1, 2, \dots, n_p$ at some stage t given by $N_i[\mu_i, \sigma_i^2]$, we simply multiply the draws from column i of Y by σ_i and sum the mean μ_i . For instance consider an element of the matrix Y , say $y_{j,t}$, corresponding to the j^{th} draw for $j = 1, 2, \dots, n_p$ from the t^{th} basin, then:

$$y'_{j,t} = \mu_i + y_{j,t} \times \sigma_i \quad (8)$$

will be a draw from $N_i[\mu_i, \sigma_i^2]$. The resulting Y' will be again a $(n_p \times n_t)$ matrix with draws from a multivariate normal distribution $N[\mu, \Sigma]$ [9]. By following this procedure it is possible to generate scenarios in an inter-stage independent fashion to represent our random parameters taking into account correlation effects among them.

IV. CASE STUDY

A portion of the Paraná River Basin, known as Parnaíba River Basin, is used in this case study. Figure 1 presents a sketch of hydro plants configuration in this River Basin.

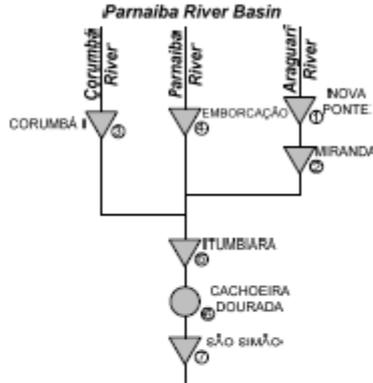


Figure 1. Hydro Plants Configuration for the Case Study

This stretch is composed by seven hydro plants, six of those with reservoirs that can store water for future use (represented by triangles) and one run of run of river hydro plant (represented by a circle). Table I shows data from [4] that we use to represent hydro plants characteristics in our model. In Table I P represents the installed power capacity in of the power plant.

TABLE I. HYDRO PLANTS DATA

Hydro Power Plant	Δh^c (hm)	\bar{x}_h^c (hm)	δ_h^c (MW/m ³ /s)	$\overline{v_{h,h}^c}$ (m ³ /s)	$\overline{v_{h,h}^c}$ (m ³ /s)	P (MW)
Nova Ponte	262	1292	1642	47	4607	50
Miranda	94	121	1598	34	6526	48
Corumbá I	40	190	1573	45	3698	75
Emborcação	469	1725	1195	77	9666	102
Itumbiara	475	1727	1654	254	33327	250
C. Dourada	40	40	1222	20	2369	93
São Simão	70	1240	1603	48	25633	170

Besides the seven hydro plants, our case study contains also a thermal power plant and a wind power plant. These power plants may complement hydro generation in order to match system electricity demand. The data used to represent these two power plants is shown in Table II.

TABLE II. AUXILIAR POWER PLANTS DATA

Power Plant	Type	Cost (\$/MW-period)	P (MW)
TermoRio	Thermal	67.37	1038
Matadião	Wind	-	22

For simplicity, only one load curtailment level was adopted, and its cost is 540.85 [\$ /MW-period]. The other data such as: ρ , c_k and \overline{GT}_k used in our model were obtained from [10] and is the same used by the Brazilian ISO during scheduling analysis of power generators. We assume only one

region to represent location of power plants and electricity demand. Electricity demand is considered to be fixed along the horizon and its value is assumed to be 5500 [MW-period]. The initial storage for hydro plants reservoirs are set to be 10% of its capacity.

V. SIMULATION AND RESULTS

The mathematical model described in Section II was implemented in the Python Optimization Modeling Objects (Pyomo) software, which is an open source tool for modeling optimization applications in Python language [11]. The scenario tree is composed by six stages (months) and each node has two possible branches, as illustrated in Figure 2.

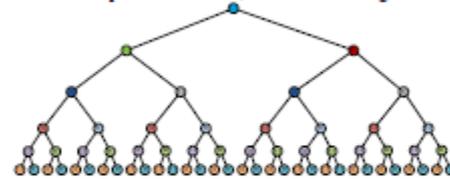


Figure 2. Interstage Independent Scenario Tree

Note that in Figure 2 the first node represents the first stage problem where water inflows and wind speed are assumed to be deterministically known. At the second stage we have two possible scenarios. At the third stage we have for at each branch the same set of two descendant scenarios (dark blue, gray) for father nodes (green) and (red) and so on. This characterizes an interstage independent setting.

The algorithm used to solve our multistage stochastic optimization problem is a variant of the Stochastic Dual Dynamic Programming (SDDP) presented by Pereira e Pinto [12]. The SDDP algorithm is based on the approximation of the expected cost functions by piecewise linear functions obtained with the use of Benders cuts. SDDP's outputs are the first stage decisions and the set of cuts used to represent the future cost function at each stage of the problem. The number of possible scenarios per stage to represent wind/hydro inflow is a parameter for the model, and its value can be larger than 2000, as shown in [6] where the author use a parallelized version of SDDP. Although for the purpose of this work we consider a modest number of scenarios in order to perform optimization runs faster in a personal computer.

A. Simulation Process

First, we create a sample scenario tree as the one presented in Figure 2, i.e., an inter-stage independent scenario tree. Then we run SDDP in this sampled tree to get SDDP outputs. Once we have SDDP outputs we simulate the operational policy with our model in order to get results and finish our analysis. The operational policy is performed by generating a large number of sampling forward paths from the first to the last stage of the problem (in this analysis we create 2000 sample forward paths) considering time independence. At each of these paths, we sample from the multivariate normal distribution in order to represent the random variables at each stage and construct a model like (1) and solve the problems forward in time to get solutions for each problem in each

sample path. At the end of the process we analyze the results for average generation at each power plant, average expected cost and energy storage capacity of the equivalent reservoir at the end of the first stage. For a more general discussion of the operational policy procedure, refer to [6].

B. Stochastic Wind Generation – Simulation Results

The first set of simulations has four different cases, which are used to evaluate effects of the stochastic wind power penetration. Case 1 is our base case, which has no wind power generation. In Case 2 we consider regular generation of the wind power plant. In Cases 3 and 4 we multiply the regular wind power generation by a factor of 10 and 100 respectively. The results for the first stage are shown in Figure 3.

As expected, the average thermal generation reduces as the wind generation increases, reaching zero in the first stage of Case 4. The energy storage capacity varies a little and has a grown in the case 4, when only wind and hydro generation are needed to supply the demand.

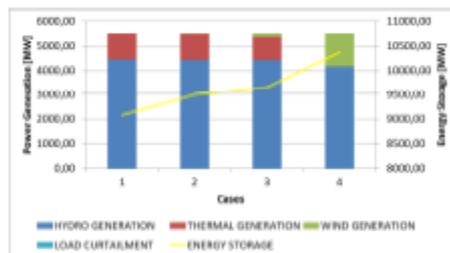


Figure 3. Simulation results considering stochastic wind generation

C. Deterministic Wind Generation – Simulation Results

A second set of simulations are performed in order to compare the presented methodology with the current methodology used in Brazil, which consists in subtracting average wind power generation of the system demand before running the algorithm. The new set consists in three new simulation cases with the same settings as previous ones.

The average expected operation costs for the six month planning period in both stochastic and deterministic cases are shown in Table III.

TABLE III. AVERAGE EXPECTED COST

Wind Generation	Stochastic	Deterministic
None	\$ 446,281.02	
1x	\$ 404,797.17	\$ 412,934.21
10x	\$ 320,660.31	\$ 376,306.90
100x	\$ 6,680.58	\$ 2,458.73

Although the behavior in both situations is similar, the average wind power generation obtained in the stochastic case is smaller than the historical average. This problem may lead the ISO to decisions that may not be the most cost effective. The use of the deterministic model can imply in

budget problems if the difference between what was planned and what really occurred is high.

VI. CONCLUSIONS

Wind power is becoming a key aspect for planning and operation of power systems everywhere. This paper presented a methodology to evaluate impacts of this variable energy source in the power generation scheduling problem. In order to incorporate wind power in this problem, that we solve using a variant of SDDP, we created a sample scenario tree capable of representing stochastic and seasonal characteristics of wind and water inflows. This methodology was applied in a portion of a real wind-hydro-thermal system with seven hydro plants, one thermal plant and one wind plant.

As future work, we expect to improve our model, by creating sampled scenario trees considering interstage dependent time steps. We aim to evaluate the value of stochastic solution of real systems cases. Also we want to analyze complementarity behavior between wind and hydro energy production for the future creating wind and water inflows scenarios considering climate variables.

REFERENCES

- [1] EPE, "Balanço Energético Nacional 2013: Ano base 2012" Brazilian Energy Research Company, 2013.
- [2] Zwetkoff, V. F., "Análise da Viabilidade Técnica e Econômica de Geração Eólica," CESE - Power Systems Specialization Course, 2013.
- [3] ABEEólica (Brazilian Association for Wind Energy), "Boletim Anual de Geração Eólica 2012".
- [4] Marcató, A.L.M., "Representação Híbrida de Sistemas Equivalentes e Individualizados Para o Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas de Potência de Grande Porte," Doctorate Dissertation, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2002.
- [5] Rabby, M.; Rios, S.; Jerardino, S.; Raineri, R., "Hydrothermal system operation and transmission planning considering large wind farm connection," *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, vol., no., pp.1-8, June 28 2009-July 2 2009.
- [6] Queiroz, A.R., "A Sampling-based Decomposition Algorithm with Application to Hydrothermal Scheduling: Cut Formation and Solution Quality," Ph.D. Dissertation, The University of Texas at Austin, 2011.
- [7] Infanger, G. and Morton, D. P. "Cut sharing for multistage stochastic linear programs with interstage dependency," *Mathematical Programming*, 75:241-256, 1996.
- [8] Queiroz, A.R., and Morton, D.P., "Sharing Cuts under Aggregated Forecasts when Decomposing Multi-stage Stochastic Programs," *Operations Research Letters*, Vol. 41, pp. 311-316, 2013.
- [9] Lima, L.M.M., "Modeling and Forecast of Brazilian Reservoir Inflows via Dynamic Linear Models under Climate Change Scenarios," Thesis (PhD) - The University of Texas at Austin, 2011.
- [10] NEWAVE Simulation data for August of 2013, http://www.ccee.org.br/ceee/documentos/CCEE_135452
- [11] Sandia National Labs, <https://software.sandia.gov>
- [12] Pereira, M.V.F., "Optimal stochastic operations scheduling of large hydroelectric systems," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 11:161-169, 1989.
- [13] Bezerra, B. et al, "Análise do Percentual Máximo para a Inserção de Energia Eólica na Matriz Elétrica Brasileira Sob a Ótica Energética," *XXII SNTPEE*, 2013.
- [14] Steinberger, J.M. et al, "Large Scale Wind Generation Integrated in Hydrothermal Electric Power Systems – a Green Solution," *ICEAS International Conference on Machines and Systems*, 2011.

ANEXO C – Artigo aceito no XIII SEPOPE



XIII SEPOPE
18 a 21 de Maio 2014
May - 18th to 21st - 2014
FOZ DO IGUAÇU (PR) -
BRAZIL

**XIII SIMPÓSIO DE ESPECIALISTAS EM PLANEJAMENTO DA
OPERAÇÃO E EXPANSÃO ELÉTRICA**

**XIII SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL
AND EXPANSION PLANNING**

**Otimização Energética Considerando Penetração de Geração Eólica: Avaliação
da Complementaridade Entre Fontes de Geração**

SILVA, S.R.; QUEIROZ, A.R.; LIMA, L.M.M.; LIMA, J.W.M.

UNIFEI – Universidade Federal de Itajubá

Brasil

RESUMO

Em um problema de planejamento hidrotérmico deseja-se minimizar os custos de produção de eletricidade buscando atender a demanda de energia elétrica do sistema considerando a operação de centrais geradoras de energia. Atualmente, o modelo brasileiro não representa a geração eólica de maneira adequada dentro da modelagem matemática, sendo o montante de geração proveniente dessa fonte apenas descontado da demanda total do sistema. Com o recente crescimento e evolução da energia eólica ao redor do mundo e as boas perspectivas para o Brasil, torna-se necessário buscar soluções para um melhor planejamento do sistema elétrico. No caso brasileiro, o país possui um enorme potencial eólico, concentrado principalmente ao longo de sua costa atlântica e relativamente próximo aos grandes centros, o que torna esta opção ainda mais atraente.

Este trabalho apresenta um modelo eficiente para simular o planejamento hidrotérmico-eólico utilizando dados reais. São utilizadas técnicas de previsão de afluências e de velocidade do vento considerando funções distribuições de probabilidade obtidas através de dados históricos para simular as condições futuras do sistema, obtendo, desta maneira, um planejamento mais completo e que possa auxiliar de maneira mais adequada os operadores do sistema em tomadas de decisão. O problema de planejamento hidrotérmico com horizonte de médio prazo é modelado com técnicas de programação linear estocástica de múltiplos estágios, onde as afluências de água nas hidroelétricas e as velocidades do vento nos aerogeradores são parâmetros estocásticos. A solução do problema busca minimizar a soma dos custos de geração presente e futuro, dados pelos custos da geração termoeétrica e pelos custos de corte de carga.

No caso desse trabalho é utilizado um método de decomposição matemática baseado em um conjunto de cenários para representar a distribuição de probabilidade dos parâmetros aleatórios. Depois de escolhidos os cenários, o problema é tratado como um problema de programação linear determinístico de larga escala. Finalmente é analisado um estudo de caso contendo uma cascata com usinas hidrelétricas, uma usina termoeétrica e uma fazenda eólica. Além disso, é feita uma análise da complementaridade entre as fontes de geração de energia onde são verificados os ganhos para o sistema com respeito à redução dos custos de atendimento à demanda com a inclusão da geração eólica na modelagem.

PALAVRAS-CHAVE

Planejamento da Geração; Penetração de Eólicas; Algoritmos de Decomposição baseados em Amostragem; Otimização Estocástica; Distribuição Normal Multivariada.

Saulo Ribeiro Silva
saulors@unifei.edu.br

1. Introdução

Fontes renováveis de energia se tornaram uma peça chave para os sistemas elétricos de potência ao redor do mundo, quebrando velhos paradigmas desse setor. Além disso, fontes renováveis estão ligadas diretamente ao desenvolvimento sustentável, que vem se tornando um dos objetivos a serem alcançados pela sociedade moderna. O Brasil apresenta uma matriz de geração predominantemente renovável, onde a geração hidroelétrica corresponde a 70,1% da oferta de eletricidade do país. Adicionando as importações, que também são essencialmente renováveis, esta porcentagem chega a 85% de toda energia consumida [1], o que ilustra a importância dessas fontes de energia no Brasil.

A principal desvantagem das energias renováveis é sua dependência dos recursos naturais. Geralmente, os recursos naturais não estão disponíveis para atender a demanda no local e horário em que são necessários. Podemos adicionar a isto a dificuldade ou impossibilidade de armazenar essa energia e como exemplo podemos citar a energia solar, que está disponível principalmente durante os períodos do dia em que há sol. Seguindo esta lógica, percebemos que não é uma tarefa fácil utilizar fontes renováveis para suprir a demanda de energia.

A geração hidroelétrica é uma exceção a essas restrições, já que podem ser utilizados reservatórios para armazenar água e controlar a produção de energia. No Brasil, grandes reservatórios podem armazenar energia em sua forma potencial e satisfazer, juntamente com termoeletricas, a demanda por eletricidade no país durante meses, mesmo na ocorrência de secas. Este fator possibilita ao operador do sistema otimizar o uso da água e balancear a oferta de geração utilizando energia produzida por hidroelétricas e termoeletricas para suprir a demanda em diferentes períodos de tempo.

O crescimento econômico brasileiro nos últimos anos incentivou a busca por alternativas para satisfazer a demanda de energia elétrica. Infelizmente, os potenciais para instalação de novas plantas hidroelétricas com grandes reservatórios estão se esgotando na natureza. Assim como aconteceu em diversos países ao redor do mundo como Estados Unidos, Alemanha, Espanha e China, o Brasil volta suas atenções para o vento, que é uma fonte de energia renovável e ilimitada. O território brasileiro apresenta áreas com um enorme potencial eólico, como é o caso das regiões Sul e Nordeste do país, que apresentam ventos bem comportados e com um alto conteúdo energético, além de um baixo índice de turbulência [2]. De acordo com o balanço anual apresentado pela Associação Brasileira de Energia Eólica (ABEEólica), a capacidade eólica instalada no país atingiu a marca de 2,5 GW ao final de 2012 com 108 parques eólicos em funcionamento, o que corresponde a 2% da capacidade total instalada no país. Isso corresponde a um crescimento de 73% comparado a 2011. As expectativas são que a capacidade eólica instalada atinja 6,05 GW ao fim de 2013 e 8,8 GW ao fim de 2017 [3].

O aumento da capacidade eólica instalada demanda estudos sobre seus efeitos nos sistemas de potência. Um problema essencial a ser analisado neste contexto é o planejamento hidrotérmico-eólico, já que a adição da energia eólica, que possui custo operacional virtual zero, pode contribuir para a redução dos custos presente e esperado da geração. Nesse problema de planejamento, os custos são constituídos pelos custos de combustível para alimentar as plantas termoeletricas e por eventuais cortes de carga. Este é um problema de difícil resolução, pois não existem informações precisas sobre as afluências futuras de água nos reservatórios nem sobre as velocidades do vento futuras (parâmetros estocásticos) que atingirão as pás dos aerogeradores. Este artigo apresenta um modelo computacional que busca resolver o problema de planejamento estocástico hidrotérmico-eólico. O algoritmo de solução empregado é da classe de algoritmos de decomposição baseados em seleção de amostras utilizados para resolver problemas multi-estágio [8]. A distribuição normal multivariada é utilizada para representar os parâmetros estocásticos, afluências e velocidade do vento, e amostras desta distribuição formam cenários para esses parâmetros do modelo de otimização. O objetivo é comparar a abordagem determinística que apenas subtrai a geração eólica da demanda do sistema com a versão estocástica apresentada no trabalho. Além disso, este trabalho analisa a complementaridade entre as fontes de geração de energia, verificando os ganhos para o sistema com respeito à redução dos custos de atendimento à demanda.

A Seção 2 apresenta o problema de planejamento hidrotérmico-eólico e seu modelo matemático. A Seção 3 apresenta a geração de cenários para as afluências e velocidade do vento. A Seção 4 apresenta

o estudo de caso. A Seção 5 apresenta as simulações realizadas em nosso modelo de planejamento hidrotérmico-eólico, bem como seus resultados e finalmente a Seção 6 conclui o trabalho.

2. O Problema de Planejamento Hidrotérmico-eólico

No problema de planejamento hidrotérmico clássico o objetivo principal é minimizar os custos de produção da energia elétrica necessária para satisfazer a demanda do sistema considerando a operação de plantas hidroelétricas e termoeletricas. Neste problema, o operador do sistema (no caso do Brasil, o ONS) deve decidir sobre usar ou não a água disponível nos reservatórios para produzir energia elétrica. Sua utilização evita os gastos de despachar plantas termoeletricas, porém pode colocar em risco a disponibilidade de água em períodos futuros [4].

A necessidade de melhor representar a geração eólica no problema de planejamento da geração originou o problema de planejamento hidrotérmico-eólico. O objetivo do problema de planejamento hidrotérmico-eólico é encontrar uma estratégia de operação para os geradores (eólicos, hidroelétricos e termoeletricos) para cada estágio de um horizonte de planejamento específico que minimize os custos totais de operação presente e futuro. Do ponto de vista operacional, plantas eólicas são similares à hidroelétricas fio-d'água, pois envolvem fontes variáveis e dependem da disponibilidade de suas respectivas fontes primárias de energia. Por essa razão, em [5] é feita uma modelagem dos parques eólicos de maneira similar a hidroelétricas fio-d'água. Seguindo esta mesma ideia, representamos as plantas eólicas com um custo operacional zero e consideramos que a produção de energia eólica em um dado estágio depende apenas da velocidade do vento no parque e das características dos aerogeradores. A seguir é apresentada a formulação matemática do problema em questão.

2.1. Função Objetivo

A função objetivo (1) consiste em minimizar a soma dos custos de operação presente e futuro.

$$z = \min \sum_{t \in T} \left[\sum_{k \in G_t} c_k^t g_t^k + \rho^t u^t \right] + \mathbb{E}_{b_{t+1}} h_{t+1}(x^t, b_{t+1}^\omega) \quad (1)$$

onde,

- $i \in I$ conjunto de regiões;
- $\omega \in \Omega$ conjunto de parâmetros estocásticos;
- $k \in G_t$ subconjunto de geradores termoeletricos da região i ;
- c_k^t custo de operação da planta termoeletrica k , no estágio t [\$/MW-período];
- ρ^t custo de corte de carga, no estágio t [\$/MW-período];
- g_t^k variável de decisão de geração termoeletrica da planta k no estágio t [MW-período];
- u^t variável de decisão da demanda não atendida no estágio t [MW-período];
- x^t vetor de variáveis de decisão do volume dos reservatórios das plantas hidroelétricas ao final do estágio t ;
- b_{t+1}^ω vetor que representa afluências e velocidades do vento aleatórias e demanda determinística do estágio $t + 1$ e cenário estocástico ω ;
- $h_{t+1}(x^t, b_{t+1}^\omega)$ função recursiva que representa um modelo como (1) onde t é deslocado de 1. Depende das decisões tomadas no estágio t e dos parâmetros aleatórios que são conhecidos ao começo do estágio $t + 1$;
- $\mathbb{E}_{b_{t+1}} h_{t+1}(x^t, b_{t+1}^\omega)$ custo operacional futuro esperado.

2.2. Restrições

O modelo matemático possui três diferentes tipos de restrições estruturais para cada estágio, além de limites inferiores e superiores para as variáveis de decisão.

2.2.1. Equações de Balanço da Água

A equação (2) representa a restrição de balanço da água do modelo. Há uma restrição representada por (2) para cada planta hidroelétrica do sistema. O objetivo desta restrição é de regularizar os níveis de armazenamento dos reservatórios. Esta restrição assegura que o nível de armazenamento de um reservatório ao fim do estágio t é igual ao seu armazenamento no estágio $t - 1$ somado do volume de água que chega ao reservatório subtraído do volume de água que deixa o reservatório no estágio t . A constante τ é utilizada para conversão de unidades.

$$x_h^t = x_h^{t-1} + \tau b_{h,t}^w - \tau v_t^t + s_h^t + \sum_{m \in M_h} (\tau v_m^t + s_m^t) \quad (2)$$

onde,

- $m \in M_h$ conjunto de plantas hidroelétricas imediatamente à montante da planta h ;
- x_h^t variável de decisão que representa o volume armazenado no reservatório da hidroelétrica h , no estágio t [hm^3];
- $b_{h,t}^w$ afluência no reservatório da planta hidroelétrica h , no estágio t [m^3/s];
- v_t^t variável de decisão que representa a vazão turbinada na hidroelétrica h , no estágio t [hm^3];
- s_h^t variável de decisão que representa a vazão vertida na hidroelétrica h , no estágio t [hm^3];
- τ constante igual a 2.63 usada para conversão de unidades.

2.2.2. Atendimento da Demanda e Intercâmbio de Energia

A Equação (3a) representa as restrições de atendimento da demanda. Foi escolhido representar nesse modelo a demanda de energia de forma separada para cada região do sistema. Neste caso, há uma restrição deste tipo para cada região e para cada estágio. A restrição de atendimento da demanda assegura que, para cada região i , o montante de energia produzida pelas plantas somado ao corte de carga seja igual à demanda daquela região. A Equação (3b) assegura que o intercâmbio de energia da região i para a região j seja igual ao intercâmbio da região j para a região i , porém com sinais opostos.

$$\sum_{h \in H_i} \frac{\delta_h}{\tau} v_t^t + \sum_{k \in G_i} g t_k^t + \sum_{v \in V_i} w_v^t + \sum_{j: (i,j) \in E} p_{i,j}^t - \sum_{j: (j,i) \in E} p_{j,i}^t + u^t = d_i^t \quad (3a)$$

$$\sum_{i: (i,j) \in E} (p_{i,j}^t - p_{j,i}^t) = 0 \quad \forall j \in I \quad (3b)$$

onde,

- $h \in H_i$ subconjunto de plantas hidroelétricas da região i ;
- $v \in V_i$ subconjunto de plantas eólicas da região i ;
- $(i, j) \in E$ pares de intercâmbio de energia;
- δ_h produtibilidade da planta hidroelétrica h [$\text{MW}/\text{m}^3/\text{s}$];
- w_v^t decisão de geração da planta eólica v , no estágio t [MW -período];
- $p_{i,j}^t$ decisão de transferência de energia da região i para a região j , no estágio t [MW -período];

d_i^t demanda da região i , no estágio t [MW-período].

2.2.3. Produção de Energia Eólica

A Equação (4) assegura que a geração eólica seja igual à expressão que transforma a velocidade do vento em potência.

$$w_v^t \leq n \frac{1}{2} \sigma A w_{v,t}^{\omega,3} C_p^t \quad \forall v \in V_t \quad (4)$$

onde,

- n número de aerogeradores da planta eólica;
- σ densidade do ar [kg/m³];
- A área varrida pelas pás da turbina [m²];
- $w_{v,t}^{\omega}$ velocidade do vento na planta eólica v , no estágio t e cenário ω [m/s];
- C_p^t constante de potência no estágio t , que representa a porcentagem da massa de ar convertida em energia mecânica.

2.2.4. Limites das Variáveis de Decisão

Estas Equações representam os limites inferiores e superiores para algumas das variáveis de decisão do modelo. Em ordem de aparição: vazão turbinada, geração termoeletrica, geração eólica e volume dos reservatórios.

$$\tau v t_h^t \leq v t_h^t \leq \overline{\tau v t}_h^t \quad \forall h \in H_t \quad (5a)$$

$$0 \leq g t_k^t \leq \overline{G T}_k^t \quad \forall k \in G_t \quad (5b)$$

$$0 \leq w_v^t \leq \overline{W}_v^t \quad \forall v \in V_t \quad (5c)$$

$$x_h^t \leq x_h^t \leq \overline{x}_h^t \quad \forall h \in H_t \quad (5d)$$

onde,

- $\overline{\tau v t}_h^t$ vazão turbinada máxima na planta hidroelétrica h , no estágio t [MW-período];
- $\tau v t_h^t$ vazão turbinada mínima na planta hidroelétrica h , no estágio t [MW-período];
- $\overline{G T}_k^t$ geração termoeletrica máxima na planta k no estágio t [MW-período];
- \overline{W}_v^t geração eólica máxima na planta k no estágio t [MW-período];
- \overline{x}_h^t volume máximo de armazenamento de água no reservatório da planta h , no estágio t [hm³];
- x_h^t volume mínimo de armazenamento de água no reservatório da planta h , no estágio t [hm³];

Embora não sejam adotados neste modelo diferentes patamares de carga e de déficit, estes podem ser incorporados ao modelo de forma trivial.

3. Geração de Cenários para as Afluências e Velocidade do Vento

Uma etapa importante do processo de modelagem e resolução do problema de planejamento hidrotérmico-eólico é a construção de uma árvore de cenários que represente possíveis eventos para os parâmetros aleatórios. Como discutido anteriormente, consideramos as afluências e a velocidade do vento como incertos e, portanto, amostras de uma distribuição de probabilidade são utilizadas para construir uma árvore com diferentes cenários para representar as incertezas.

A maneira mais simples de modelar variáveis aleatórias que representam afluências e velocidades do vento em uma árvore de cenários é assumir que os vetores b_t , $t = 2, \dots, T$, são independentes entre estágios. Quando assumimos independência entre um mês e o próximo significa que a realização de uma variável aleatória num estágio futuro não tem relação alguma com a realização das variáveis aleatórias dos estágios anteriores [6]. Uma outra maneira de abordar o problema é considerar que os vetores b_t , $t = 2, \dots, T$, são dependentes entre estágios, como em [7] e [8], porém não consideramos

inicialmente tal dependência em nosso modelo. Os efeitos da correlação espacial entre as aflúências e velocidade do vento são considerados na construção da árvore de cenários.

São utilizados dados históricos de aflúências disponíveis em uma base mensal para plantas hidroelétricas, começando em Janeiro de 1931 até os dias atuais [10]. Dados históricos da velocidade do vento também estão disponíveis em uma base mensal, porém para um período menor de tempo, de Janeiro de 1991 a Dezembro de 2010. A velocidade do vento pode ser convertida em potência utilizando dados característicos da planta eólica associados a sua localização, geradores e turbinas, como densidade do ar, área varrida pelas pás da turbina, número de aerogeradores, coeficiente de potência da turbina, entre outros. Conforme mencionado anteriormente, a expressão utilizada para converter a velocidade do vento em potência é representada pela Equação (4). Para manter a coerência na construção da distribuição de probabilidade dos parâmetros aleatórios, foram utilizados dados históricos de aflúências e velocidade do vento de Janeiro de 1991 a Dezembro de 2010.

Pode ser verificado no conjunto de dados certo nível de correlação entre as aflúências incrementais das plantas hidroelétricas e velocidade do vento nas plantas eólicas. Uma maneira de aproveitar esta correlação e gerar previsões para as aflúências e velocidade do vento consiste na amostragem a partir da distribuição normal multivariada, onde são criadas independentemente distribuições normais $N[\mu, \sigma^2]$, onde μ e σ^2 são, respectivamente, a média e o desvio padrão dos dados históricos de vazão incremental e velocidade do vento de cada uma das plantas hidroelétricas e eólicas do sistema. Primeiramente é feito um tratamento dos dados para transformar vazão natural em vazão incremental. A matriz de correlação entre as plantas é decomposta através da decomposição de Cholesky [9].

Suponha um número de estágios ne e um número de plantas hidroelétricas ou eólicas np , que no caso exemplo é sete para as hidroelétricas. Seja X uma matriz $(np \times ne)$ composta de elementos independentemente sorteados de uma normal $N[0,1]$ e R a matriz de correlação entre as hidroelétricas $(np \times np)$. A decomposição de Cholesky de R nos dá uma matriz triangular inferior L conforme a Equação (6).

$$R = LL^T \quad (6)$$

Definimos Y da seguinte forma:

$$Y = LX \quad (7)$$

Y será uma matriz $(ne \times np)$ de elementos correlacionados pertencentes a uma distribuição normal $N[0, \Sigma]$. Como o sorteio vem de uma normal $N[0,1]$, $\sigma = 1$ e a matriz de covariância $\Sigma = R$. O objetivo é obter previsões correlacionadas para hidroelétrica $i = 1, 2, \dots, np$ em um estágio t dado por uma normal $N_i[\mu_i, \sigma_i^2]$, dessa forma deve-se simplesmente multiplicar os elementos da coluna i da matriz Y por σ_i e somar a média μ_i . Por exemplo, considere um elemento $y_{j,t}$, que corresponde ao j -ésimo estágio da planta i , então a Equação (8)

$$y'_{j,t} = \mu_i + y_{j,t} \times \sigma_i \quad (8)$$

será uma previsão pertencente a normal $N_i[\mu_i, \sigma_i^2]$. A matriz resultante Y' $(ne \times np)$ conterá previsões para as aflúências incrementais das plantas hidroelétricas pertencentes a distribuição normal $N[\mu, \Sigma]$ [9]. Seguindo este procedimento é possível gerar cenários de maneira independente entre estágios e que representam os parâmetros aleatórios levando em conta os efeitos da correlação entre eles.

4. Estudo de Caso

Um trecho da bacia hidrográfica do Rio Paraná, conhecido como Bacia do Parnaíba, é utilizado para o estudo de caso. A Figura 1 abaixo apresenta a configuração da cascata de plantas hidroelétricas.

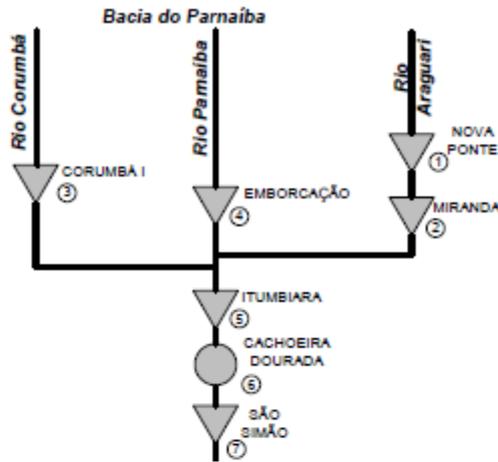


Figura 1 – Configuração das Plantas Hidroelétricas para o Estudo de Caso

Este trecho é composto por sete plantas hidroelétricas, sendo que seis possuem reservatórios de acumulação para armazenar água para uso futuro (representadas por triângulos) e uma planta a fio d'água (representada por um círculo). A Tabela I apresenta dados de [4] que são utilizados para representar as características das plantas em nosso modelo. P representa a potência instalada da planta.

Tabela I – Dados referentes às Plantas Hidroelétricas

Planta	\bar{x}_h^f [hm ³]	\bar{x}_h^c [hm ³]	δ_h [MW/m ³ /s]	\bar{v}_h^f [m ³ /s]	\bar{v}_h^c [m ³ /s]	P [MW]
Nova Ponte	2412	12792	0,9426	47	484,70	510
Miranda	974	1120	0,5908	54	618,66	408
Corumbá I	470	1500	0,5733	45	585,98	375
Emborcação	4689	17725	1,0370	77	980,66	1192
Itumbiara	4573	17027	0,6454	254	3013,87	2280
C. Dourada	460	460	0,2826	265	2106,96	658
São Simão	7000	12540	0,6093	408	2394,33	1710

Além das plantas hidroelétricas, este estudo de caso contém também uma planta termoelétrica e uma eólica que auxiliam no atendimento à demanda. Os dados utilizados para representá-las são mostrados na Tabela II.

Tabela II – Dados referentes às Plantas Auxiliares

Planta	Tipo	Custo [\$/MW-período]	P [MW]
TermoRio	Termoelétrica	67,37	1058
Malhadinha	Eólica	-	22

Como mencionado anteriormente, a planta eólica é representada de maneira similar a uma hidroelétrica a fio d'água. Desta maneira, todo vento disponível em um determinado estágio deve ser utilizado pelo conjunto turbina/gerador para produzir energia elétrica imediatamente, energia que não

pode ser armazenada para ser utilizada em estágios futuros. Por simplicidade, apenas um patamar de déficit foi adotado, e seu custo é de 540,85 [\$/MW-período]. Outros dados como: ρ , c_k e \overline{GT}_k utilizados em nosso modelo foram obtidos de [10] e são os mesmos utilizados pelo ONS durante a análise do planejamento da operação. A demanda do sistema é considerada estática durante o horizonte de planejamento e seu valor é de 5500 [MW-período]. O volume inicial dos reservatórios é estabelecido em 10% de seu volume útil.

5. Simulações e Resultados

O modelo matemático descrito na seção 2 foi implementado no software *Pyomo* (Python Optimization Modeling Objects), que é uma ferramenta livre para modelagem e otimização em linguagem de programação Python [11]. O *Pyomo* pode ser utilizado para definição de variáveis simbólicas e parâmetros, criar instâncias concretas de problemas e resolver essas instâncias através de solvers padrão, que podem ser livres ou comerciais. A árvore de cenários utilizada no modelo é composta de seis estágios (meses) e cada nó possui dois possíveis ramos, como ilustrado na Figura 2.

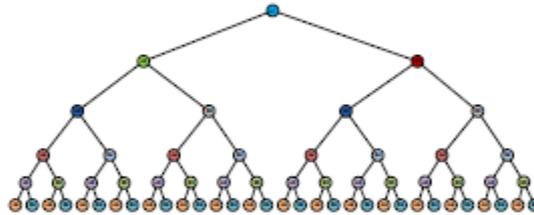


Figura 2 – Árvore de Cenários Independente entre Estágios

Note que na Figura 2 o primeiro nó corresponde ao problema do primeiro estágio, onde as afliências e velocidade do vento são assumidas como deterministicamente conhecidas. No segundo estágio temos dois possíveis cenários. No terceiro estágio temos para cada ramo o mesmo conjunto de dois cenários descendentes (azul escuro, cinza) para os nós-pais (verde) e (vermelho), e assim por diante. Isso caracteriza a independência entre estágios, isto é, os valores que representam as variáveis aleatórias em cada estágio não são influenciados pelas ocorrências anteriores da árvore.

O algoritmo utilizado para resolver o problema de otimização estocástica multi-estágio é uma variação da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) conhecida na literatura [6][12]. O algoritmo da PDDE é baseado na aproximação da função de custo futuro por funções lineares por partes, construídas através dos cortes de Benders. As saídas da PDDE são as decisões do primeiro estágio e o conjunto de cortes que representa a função de custo futuro para cada estágio do problema.

5.1. Processo de Simulação

Primeiramente é construída uma árvore de cenários como a da Figura 2, isto é, uma árvore de cenários independente entre estágios. O algoritmo de PDDE é aplicado a esta árvore e suas saídas são obtidas. De posse das saídas do algoritmo é simulada a política operacional do modelo para obtenção de mais resultados e realização de maiores análises. A política operacional é realizada através da amostragem de um grande número de caminhos *forward*, que compreendem do primeiro ao último estágio do problema (nesta análise foram construídos 2000 caminhos *forward* para a política de operação), considerando independência no tempo e independência da árvore original do problema. Cada um desses caminhos é amostrado da distribuição normal multivariada para a representação dos parâmetros aleatórios em cada estágio para a construção de um modelo como (1). São aplicados a estes modelos os cortes obtidos através da PDDE, além das decisões do primeiro estágio. Todos estes caminhos são resolvidos, onde são obtidas soluções para cada um dos caminhos da política de operação. Ao fim do processo são analisados os resultados de geração média em cada uma das plantas do sistema, custo total esperado médio e energia armazenável máxima do reservatório equivalente ao fim do primeiro estágio. Em [6] é apresentada uma discussão mais abrangente sobre a política de operacional.

5.2. Geração Eólica Estocástica - Resultados

O primeiro conjunto de simulações é composto por quatro casos diferentes, cujo objetivo é avaliar os efeitos da penetração da energia eólica. O Caso 1 é o caso base, um caso de planejamento hidrotérmico puro, pois não possui geração eólica. No Caso 2 é considerada a geração normal da planta eólica, que em nosso caso tem um limite superior de 22 [MW-período]. Nos Casos 3 e 4 a geração eólica normal é multiplicada por um fator de 10 e 100 respectivamente. Os resultados para o primeiro estágio são mostrados na Figura 3.

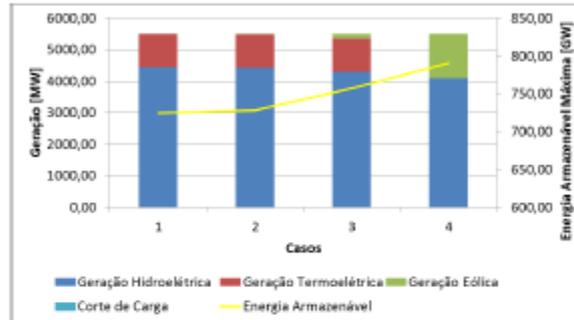


Figura 3 – Resultados das Simulações

Como esperado, a geração termoeletrica média diminui com o aumento da geração eólica, atingindo o valor de zero no primeiro estágio do Caso 4. A energia armazenável máxima varia um pouco e tem um aumento mais acentuado no Caso 4, onde apenas geração hidroelétrica e eólica são necessárias para atender a demanda.

5.3. Geração Eólica Determinística - Resultados

Um segundo conjunto de simulações é realizado a fim de comparar a metodologia apresentada com a metodologia adotada atualmente no Brasil, que consiste na subtração da geração eólica média da demanda do sistema numa etapa anterior à aplicação do algoritmo. O novo conjunto é constituído por três novos casos, Caso 5, Caso 6 e Caso 7, com as mesmas características dos casos anteriores 2, 3 e 4 respectivamente. Nos Casos 5, 6 e 7 a média histórica da geração eólica, multiplicada por 1, 10 e 100, é subtraída da demanda do sistema. Os mesmos 2000 caminhos amostrados utilizados anteriormente são utilizados novamente para simular a política de operação.

A principal diferença entre as metodologias está na geração eólica. A geração eólica média obtida no caso estocástico é menor do que a média histórica. Como mostram os resultados, esta diferença não tem efeitos consideráveis quando o montante de energia eólica é pequeno, como no Caso 2, mas à medida que este montante aumenta, os efeitos desta diferença se tornam visíveis. Esta diferença pode levar o operador do sistema a tomar decisões que podem não ser as melhores do ponto de vista econômico.

O custo total esperado médio para o horizonte de planejamento de seis meses em ambos os casos determinístico e estocástico são apresentados na Tabela III.

Tabela III – Custo Total Esperado Médio

Geração Eólica	Estocástica	Determinística
Nenhuma	\$ 1.277.985,49	
1x	\$ 1.329.244,35	\$ 1.240.898,96
10x	\$ 1.015.993,48	\$ 907.259,13
100x	\$ 57.022,04	\$ 36.096,26

O modelo estocástico leva a custos esperados mais altos. A utilização da metodologia determinística pode implicar em problemas de orçamento se a diferença entre o que foi planejado e o que realmente ocorreu for alta.

5.4. Análise da Complementaridade Entre Fontes de Geração

Para analisar o perfil de geração e complementaridade entre as gerações hidroelétrica e eólica foi realizada uma simulação semelhante a do Caso 4, onde a geração eólica é multiplicada por um fator de 100, porém foram simulados 12 estágios, para que fosse contemplado um ano inteiro. Além disso, a demanda do sistema foi reduzida para 5400 [MW-período]. Os resultados são referentes à política de operação obtida através de 2000 cenários sintéticos e são mostrados na Figura 4.

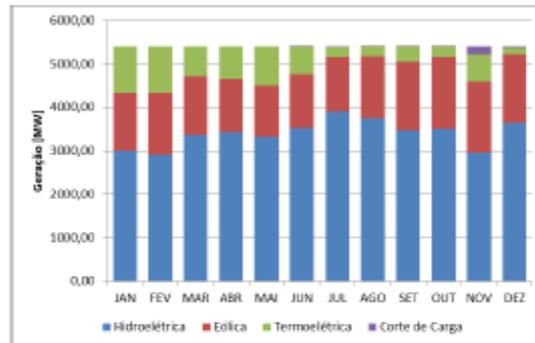


Figura 4 – Perfil de Geração para 12 meses

Como se tem uma carga constante igual a 5400 [MW-período], a soma das gerações mais os eventuais cortes de carga é sempre igual a este valor. A política proveniente da saída do algoritmo de PDDE faz com que a termoelétrica seja despachada com geração máxima em Janeiro e Fevereiro, aumentando o armazenamento dos reservatórios. Pode-se notar uma variação do perfil de geração ao longo dos meses, com baixos cortes de carga, sendo o mais relevante no mês de Novembro. A Figura 5 destaca as gerações eólica e hidroelétrica ao longo dos meses para análise da complementaridade.

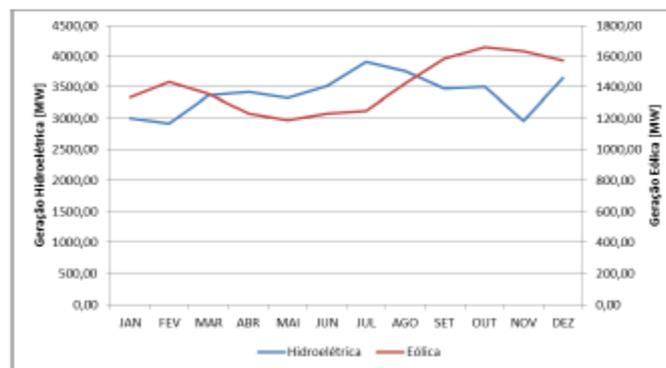


Figura 5 – Análise da Complementaridade Entre Fontes de Geração

Pode-se perceber certa complementaridade entre as gerações hidroelétrica e eólica. Nos meses em que ocorre uma menor geração hidroelétrica há uma maior geração eólica, e de forma recíproca, nos meses

em que ocorre uma menor geração eólica há uma maior geração hidroelétrica. Devemos ressaltar que o comportamento da geração é alterado devido ao armazenamento nos reservatórios. Se fossem analisadas as afluências incrementais e a velocidade do vento esta complementaridade se acentuaria.

6. Conclusões

A energia eólica vem se tornando um fator importante para o planejamento e operação de sistemas de potência ao redor do mundo. Este artigo apresenta uma metodologia para avaliar os impactos desta fonte variável de energia no problema de planejamento da geração. Para incorporar a geração eólica no problema, que é resolvido através de uma variação do algoritmo de PDDE, é construída uma árvore de cenários capaz de representar características estocásticas e sazonais das afluências e da velocidade do vento. Esta metodologia foi aplicada em uma porção real de um sistema com sete plantas hidroelétricas, uma termoelétrica e uma eólica.

Analisou-se a complementaridade entre as gerações hidroelétrica e eólica, fator este que torna a segunda ainda mais atrativa, pois nos períodos em que a geração hidroelétrica é menor, há uma grande disponibilidade de geração eólica, o que resultaria em uma economia no custo total de operação.

Como trabalho futuro, esperamos aprimorar nosso modelo, através da criação de uma árvore de cenários dependente entre os períodos de tempo e avaliando o valor da solução estocástica para sistemas reais. Também procuramos analisar a complementaridade entre geração hidroelétrica e eólica no futuro, criando cenários de afluências e velocidade do vento considerando variáveis climáticas.

BIBLIOGRAFIA

- [1] EPE, "Balanço Energético Nacional 2013: Ano base 2012," Empresa de Pesquisa Energética, 2013.
- [2] Zwetkoff, V.F., "Análise da Viabilidade Técnica e Econômica de Geração Eólica," CESE – Curso de Especialização em Sistemas Elétricos, 2013.
- [3] ABEEólica (Associação Brasileira de Energia Eólica), "Boletim Anual de Geração Eólica 2012".
- [4] Marcato, A.L.M., "Representação Híbrida de Sistemas Equivalentes e Individualizados Para o Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas de Potência de Grande Porte," Tese de Doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2002.
- [5] Raby, M.; Rios, S.; Jerardino, S.; Raineri, R., "Hydrothermal system operation and transmission planning considering large wind farm connection," *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, vol., no., pp.1,8, June 28 2009-July 2 2009.
- [6] Queiroz, A.R., "A Sampling-based Decomposition Algorithm with Application to Hydrothermal Scheduling: Cut Formation and Solution Quality," Tese de Doutorado, The University of Texas at Austin, 2011.
- [7] Infanger, G. and Morton, D. P. "Cut sharing for multistage stochastic linear programs with interstage dependency," *Mathematical Programming*, 75:241-256, 1996.
- [8] Queiroz, A.R., and Morton, D.P., "Sharing Cuts under Aggregated Forecasts when Decomposing Multi-stage Stochastic Programs," *Operations Research Letters*, Vol. 41, pp. 311-316, 2013.
- [9] Lima, L.M.M., "Modeling and Forecast of Brazilian Reservoir Inflows via Dynamic Linear Models under Climate Change Scenarios," Tese de Doutorado, The University of Texas at Austin, 2011.
- [10] Dados de simulação do NEWAVE de Agosto de 2013, http://www.ccee.org.br/ccee/documentos/CCEE_135452.
- [11] Sandia National Labs, <https://software.sandia.gov>.
- [12] Pereira, M.V.F., "Optimal stochastic operations scheduling of large hydroelectric systems," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 11:161-169, 1989.