

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

Brigida Uarthe Decker

**UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA PARA APOIO
À DECISÃO NA COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA DE PEQUENAS CENTRAIS HIDRELÉTRICAS
COM TÉCNICAS DE AVERSÃO AO RISCO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Erlon Cristian Finardi, D. Eng

Coorientador: Vitor Luiz de Matos, D.Eng

Florianópolis

2014

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária
da UFSC.

Decker, Brigida Uarthe

Um modelo de otimização estocástica para apoio à decisão na comercialização de energia elétrica de pequenas centrais hidrelétricas com técnicas de aversão ao risco / Brigida Uarthe Decker ; orientador, Erlon Cristian Finardi ; coorientador, Vitor Luiz De Matos. - Florianópolis, SC, 2014.

134 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Inclui referências

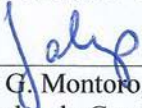
1. Engenharia Elétrica. 2. Comercialização de energia elétrica. 3. Pequenas centrais hidrelétricas. 4. Otimização estocástica. 5. Métrica de aversão ao risco. I. Finardi, Erlon Cristian. II. De Matos, Vitor Luiz. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. IV. Título.

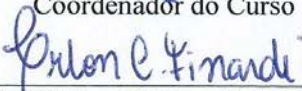
Brigida Uarthe Decker

**UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA PARA APOIO
À DECISÃO NA COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA DE PEQUENAS CENTRAIS HIDRELÉTRICAS
COM TÉCNICAS DE AVERSÃO AO RISCO**

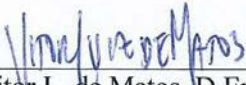
Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre em Engenharia Elétrica”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina


Florianópolis, 27 de Junho de 2014.

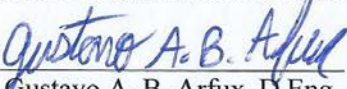

Prof. Carlos G. Montoro, Dr.
Coordenador do Curso

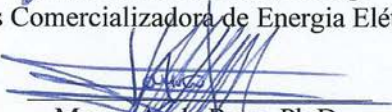

Prof. Erlon C. Finardi, D.Eng.
Orientador

Banca Examinadora:


Vitor L. de Matos, D.Eng.
Coorientador
Plan 4 Engenharia SS


Prof. Fabricio Y. K. Takigawa, D.Eng.
Instituto Federal de Santa Catarina


Gustavo A. B. Arfux, D.Eng.
Compass Comercializadora de Energia Elétrica Ltda


Mauro A. da Rosa, Ph.D.
Universidade Federal de Santa Catarina

Dedico este trabalho às pessoas que estiveram ao meu lado com apoio e incentivo para que ele pudesse ser concluído.

AGRADECIMENTOS

AGRADEÇO

Ao orientador e coorientador deste trabalho pela dedicação e sabedoria em conduzir todos os projetos e na orientação deste trabalho.

A todos os professores do mestrado, por fazerem parte do meu crescimento pessoal e profissional.

Aos meus amigos, toda a equipe do Labplan e colegas de mestrado.

Ao CNPQ e a CELESC (projeto de P&D), entidades que financiaram este trabalho.

AOS FAMÍLIARES:

Aos meus pais, os grandes mestres da minha vida, pelo amor, dedicação, apoio e incentivo em todos os momentos.

Ao meu irmão, meu grande amigo, pelo carinho, apoio e inspiração desde a infância.

Ao meu noivo Diego, meu amado, pelo apoio e compreensão nesta jornada.

“Good Risk Management fosters vigilance in times of calm and instills discipline in times of crisis.”

(Dr. Michael Ong, Professor at Illinois
Institute of Technology)

RESUMO

Esta dissertação apresenta uma metodologia de suporte à decisão para a comercialização de energia elétrica de Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) no contexto brasileiro. O problema é formulado como um modelo de otimização estocástica linear multi-estágio e, para tal, é utilizada a árvore de cenários multi-estágios de dois níveis, pois representa no primeiro nível (estratégico) todas as decisões anuais de comercialização, enquanto que no segundo nível (operativo) são avaliados mensalmente a estratégia do primeiro nível de acordo com as regras e oportunidades do mercado. Desta forma, na formulação são consideradas no nível estratégico o plano anual de comercialização da empresa, como por exemplo, a sazonalização e os possíveis contratos de longo prazo. Por sua vez, no nível operativo são consideradas as especificidades do mercado, por exemplo, penalidade por insuficiência de lastro e o Mecanismo de Realocação de Energia, bem como aspectos estocásticos (como o Preço de Liquidação das Diferenças e a geração das PCHs e das usinas hidrelétricas do Sistema Interligado Nacional Brasileiro). As características das fontes de geração (Potência instalada e Garantia Física) estão definidas em ambos os níveis, e a formulação que busca a maximização do retorno da empresa também incorpora uma métrica de aversão ao risco. A métrica de aversão ao risco é utilizada para aumentar a segurança na estratégia de comercialização da empresa, pois tende a permitir que o decisor faça uma melhor avaliação da possibilidade de mitigar riscos eventuais, bem como evitar decisões que não enfatizam os cenários adversos que podem proporcionar perdas financeiras ao agente. Para avaliar o modelo proposto, são apresentados estudos de casos considerando um horizonte de planejamento de três anos de um agente que tem em seu portfólio um conjunto de PCHs, com intuito de apresentar sua viabilidade prática e conceitual.

Palavras-chave: Comercialização de Energia. Pequenas Centrais Hidrelétricas. Otimização Estocástica. Árvore de Cenários. Métricas de Aversão ao Risco.

ABSTRACT

This thesis presents a methodology of decision support for the energy commercialization related to Small Hydroelectric Plants (SHPs) in the Brazilian context. The problem is formulated as a model of multi-stage linear stochastic optimization, and for this, the multi-stage two-level scenarios tree is used because it represents the first level (strategic) for all commercialization annual decisions, while in the second level (operative) are evaluated monthly strategy of the first level in accordance with the rules and market opportunities. Thus, in the formulation are considered at the strategic level the annual commercialization plan of the company, such as the seasonality and possible long-term contracts. In turn, in the operating level are considered the specificities of the market, for example, the penalty for insufficient reserves and energy reallocation mechanism, just as well stochastic aspects (such as the price of settlement differences, generation of SHPs and the generation of hydroelectric Brazilian National Interconnected System. The characteristics of generation sources (Installed Power and Physical Guarantee) are defined on both levels, and the formulation that quest the company maximizing return also incorporates a risk aversion metric. The risk aversion metric is used to increase the security of the company commercialization strategy, because it tends to allow the decision maker to make a better assessment of the possibility to mitigate any risks and avoid decisions which, not emphasize the adverse scenarios that may provide losses to the agent. To evaluate the proposed model, is presented case studies considering a planning horizon of tree years of an agent that has in its portfolio a number of SHPs, in order to present their practical and conceptual viability.

Keywords: Energy Trading. Small Hydropower. Stochastic Optimization. Scenario Tree. Risk Aversion Metrics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Sistema Interligado Nacional.	39
Figura 2: Subsistemas do SEB.	40
Figura 3: Relação entre as Instituições do SEB.	41
Figura 4: Agentes do SEB que participam da comercialização.	43
Figura 5: Fontes Incentivadas de energia elétrica.	44
Figura 6: Canais de contratação do modelo atual do SEB.	47
Figura 7: Balanço Energético na CCEE do ponto de vista de um agente consumidor.	50
Figura 8: Balanço Energético na CCEE do ponto de vista de um agente gerador.	50
Figura 9: Processo de decisão sob incerteza em sistemas hidrotérmicos.	52
Figura 10: Histórico da Média do PLD em R\$/MWh.	53
Figura 11: Alocação de Energia no MRE.	55
Figura 12: Sazonalização da Garantia Física Anual em Patamares Mensais.	56
Figura 13: Balanço de Recursos e Requisitos para o Cálculo de Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia.	58
Figura 14: Saldo do Balanço de Recursos e Requisitos para o Cálculo de Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia.	58
Figura 15: Exemplo de uma árvore de cenários.	64
Figura 16: Árvore de cenários multi-estágios.	65
Figura 17: Árvore de cenários associada com a inclusão de incertezas nos nós operativos.	66
Figura 18: Árvore de cenários associada com a inclusão de incertezas também nos nós estratégicos.	67
Figura 19: Árvore de cenários simplificada.	68
Figura 20: Modelo 0 de inserção das incertezas.	69
Figura 21: Modelo 1 de inserção das incertezas.	70
Figura 22: Processo Iterativo (<i>Forward-Backward</i>) da DA.	72
Figura 23: Convergência da DA (evolução do Z_{inf} e Z_{sup}).	75
Figura 24: Árvore de cenários completa e os cenários amostrados na PDDE.	77
Figura 25: Compartilhamento de Cortes da Árvore com Incerteza nos Contratos.	78
Figura 26: Possíveis cenários resultantes de estratégias de comercialização.	80
Figura 27: Distribuição de Receita com CVaR.	81
Figura 28: Estabilidade Z_{sup} da PDDE na M1 para a Árvore de cenários completa na metodologia neutra a risco.	103
Figura 29: Estabilidade Z_{sup} da PDDE na M1 para a Árvore de cenários simplificada na metodologia neutra a risco.	104
Figura 30: Estabilidade Z_{sup} da PDDE na M1 para a Árvore de cenários completa na metodologia com aversão ao risco.	104
Figura 31: Estabilidade Z_{sup} da PDDE na M1 para a Árvore de cenários simplificada na metodologia com aversão ao risco.	104

Figura 32: Sazonalização da GF para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	106
Figura 33: Sazonalização da GF para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	106
Figura 34: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	107
Figura 35: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	107
Figura 36: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo para a árvore de cenários completa e com a metodologia neutra a risco.	108
Figura 37: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	108
Figura 38: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.	109
Figura 39: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia neutra a risco.	110
Figura 40: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$	110
Figura 41: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,5$	111
Figura 42: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,8$	111
Figura 43: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia neutra a risco.	112
Figura 44: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$	112
Figura 45: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,5$	113
Figura 46: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,8$	113
Figura 47: Comparação da média dos contratos de longo prazo entre a metodologia neutra e a com aversão ao risco, para a árvore de cenário completa em todo período de estudo.	113
Figura 48: Sazonalização da GF e média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa e todo o período em estudo, com a metodologia neutra a risco.	114

Figura 49: Sazonalização da GF e Média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa e todo o período em estudo, com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$	114
Figura 50: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia neutra a risco.....	115
Figura 51: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$	115
Figura 52: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco com $\lambda=0,5$	116
Figura 53: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco com $\lambda=0,8$	116

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Tabela comparativa entre as referências citadas.	32
Tabela 2: Critérios vigentes para se tornar consumidor livre e consumidor especial.	46
Tabela 3: Descrição das configurações de árvore de cenários utilizadas nos estudos de casos.	100
Tabela 4: Resultados computacionais da Receita do agente (em milhões de R\$).	106
Tabela 5: Resultados computacionais da Receita do agente (em milhões de R\$).	110
Tabela 6: Histórico de Geração da PCH equivalente (MWmédio).	131
Tabela 7: Contratos de longo prazo.	133

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACL	- Ambiente de Contratação Livre
ACR	- Ambiente de Contratação Regulado
ANEEL	- Agência Nacional de Energia Elétrica
CCEAR	- Contrato de Comercialização de Energia Elétrica no Ambiente Regulado
CCEE	- Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CGH	- Central Geradora Hidrelétrica
CMO	- Custo Marginal de Operação
CMSE	- Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CNPE	- Conselho Nacional de Política Energética
CVaR	- do Termo em Inglês <i>Conditional Value-at-Risk</i>
DA	- Decomposição Aninhada
ED	- Equivalente Determinístico
EPE	- Empresa de Pesquisa Energética
ES	- Energia Secundária
FDP	- Função Densidade de Probabilidade
GF	- Garantia Física
GSF	- Fator de Ajuste de Garantia Física
IC	- Intervalo de Confiança
IID	- Independente e Identicamente Distribuída
M0	- Modelo 0
M1	- Modelo 1
MAE	- Mercado Atacadista de Energia Elétrica
MCP	- Mercado de Curto Prazo
MME	- Ministério de Minas e Energia
MRE	- Mecanismo de Realocação de Energia
ONS	- Operador Nacional do Sistema Elétrico
PCH	- Pequena Central Hidrelétrica
PDDE	- Programação Dinâmica Dual Estocástica
PDE	- Programação Dinâmica Estocástica
PE	- Programação Estocástica
PIE	- Produtor Independente de Energia Elétrica
PLD	- Preço de Liquidação das Diferenças
PMO	- Programa Mensal da Operação
RE-SEB	- Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro
SEB	- Setor Elétrico Brasileiro
SIN	- Sistema Interligado Nacional
TEO	- Tarifa de Energia de Otimização

TUSD	- Tarifas de Uso dos Sistemas de Distribuição
TUST	- Tarifas de Uso dos Sistemas de Transmissão
UHE	- Usina Hidrelétrica
VaR	- do Termo em Inglês <i>Value-at-Risk</i>
VR	- Valor de Referência
Z_{inf}	- Receita inferior
Z_{sup}	- Receita superior

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
1.2	OBJETIVOS DO TRABALHO	34
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	36
2	O MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA BRASILEIRO .	37
2.1	FORMAÇÃO DO MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	37
2.2	O SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL	39
2.3	INSTITUIÇÕES DO SEB	41
2.4	COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL	43
2.4.1	Categoria de Geração	43
2.4.2	Categoria de Distribuição.....	45
2.4.3	Categoria de Comercialização	45
2.4.4	Ambiente de Comercialização.....	47
2.4.4.1	Ambiente de Contratação Regulada.....	48
2.4.4.2	Ambiente de Contratação Livre	48
2.4.4.3	Tipos de Comercialização na Visão do Agente Gerador.....	48
2.4.5	O Mercado de Curto-Prazo: Contabilização e Liquidação de Energia na CCEE.....	49
2.4.5.1	Formação do Preço de Liquidação das Diferenças	51
2.4.5.2	Mecanismo de Realocação de Energia.....	54
2.4.5.3	Sazonalização da Garantia Física.....	56
2.4.5.4	Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia	57
2.5	COMENTÁRIOS.....	59
3	MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA.....	61
3.1	CONCEITOS INICIAIS DOS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA	61
3.2	ÁRVORE DE CENÁRIOS	63
3.2.1	Árvore de Cenários em Dois Níveis	65
3.2.2	Redução da Árvore de Cenários	67
3.2.3	Relação entre as Incertezas de Contratos e PLDs	68
3.3	MÉTODOS DE SOLUÇÃO	70

3.3.1	Decomposição Aninhada	71
3.3.2	Programação Dinâmica Dual Estocástica.....	76
3.4	AVERSÃO AO RISCO	79
3.4.1	Medida de Risco.....	81
3.4.2	Inclusão da Medida de Risco na PDDE	82
3.5	COMENTÁRIOS	85
4	FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO PROPOSTO.....	87
4.1	FORMULAÇÃO MATEMÁTICA	88
4.1.1	Aspectos Matemáticos do MRE.....	88
4.1.2	Subproblema dos Nós Estratégicos Associado a Árvore de Cenários Completa	90
4.1.3	Subproblema dos Nós Estratégicos Associado a Árvore de Cenários Simplificada.....	92
4.1.4	Subproblema dos Nós Operativos	94
4.2	COMENTÁRIOS	96
5	ESTUDOS DE CASOS	99
5.1	PARÂMETROS DOS ESTUDOS.....	99
5.2	CRITÉRIO DE PARADA	103
5.3	ANÁLISE DAS MODELAGENS DA ÁRVORE DE CENÁRIOS....	105
5.4	IMPACTO DA INSERÇÃO DO CVAR NA MODELAGEM DO PROBLEMA	109
5.5	COMENTÁRIOS	117
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	119
6.1	RECOMENDAÇÕES DE TRABALHOS FUTUROS.....	121
	REFERÊNCIAS	123
	APÊNDICE A. GERAÇÃO DA PCH EQUIVALENTE	131
	APÊNDICE B. CONTRATOS DE LONGO PRAZO.....	133

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas duas décadas o Setor Elétrico Brasileiro (SEB) vem acompanhando as mudanças mundiais ocorridas nos serviços de infraestrutura, por meio de novas regulamentações, nas quais o estado passa do papel de provedor de serviços públicos para assumir majoritariamente a função de regulador. Na década de 90 o Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (RE-SEB), por meio da Lei nº 9.648, de 27 de maio de 1998, promoveu a desverticalização do SEB, o qual passou a possuir as atividades de geração, comercialização e serviços, onde de fato existe um potencial competitivo, e atividades de distribuição e transmissão de energia elétrica caracterizadas por monopólios naturais. Após a reestruturação, o SEB passou por uma crise energética no período de 2001 a 2002, que motivou a elaboração de um novo modelo regulatório para o SEB sustentado pelas Leis nº 10.847 e 10.848, de 15 de março de 2004, e pelo Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004. Com a implantação desse novo modelo regulatório, as exigências do agente regulador cresceram na busca por melhorar a qualidade dos serviços prestados pelas empresas do setor, com intuito de garantir principalmente a confiabilidade no fornecimento de energia elétrica e a modicidade tarifária¹.

Isto posto, visando à diversificação da matriz energética brasileira e aliado à crescente preocupação com questões ambientais, o Governo Federal, por meio da Resolução Normativa nº 247, de 21 de dezembro de 2006 (ANEEL, 2006a), incentivou² a construção de fontes alternativas. Desta forma, une-se a vantagem de aumentar em um horizonte de tempo reduzido a oferta de energia no mercado, devido ao menor tempo de construção dessas fontes, e a preocupação ambiental pois estas fontes de geração apresentam menor impacto no meio ambiente. Na resolução supracitada foram consideradas como fontes alternativas os empreendimentos caracterizados como Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs), as Centrais Geradoras Hidrelétricas (CGHs), bem

¹ Critério para definir tarifas que sejam viáveis para o consumidor pagar e que sejam capazes de assegurar retorno satisfatório do investimento, realizado pelos agentes do setor elétrico, além de viabilizar a expansão do SEB.

² Um dos principais incentivos foi a aplicação de descontos nos encargos de Tarifas de Uso dos Sistemas de Transmissão (TUST) e de Distribuição (TUSD). No Brasil, descontados os impostos, o valor final da energia é dado pela soma dos custos de produção e transporte, sendo esse último refletido nos valores praticados na TUST e TUSD.

como as gerações de origem solar, eólica, biomassa e a cogeração qualificada³, cuja potência injetada nos sistemas de transmissão ou distribuição não ultrapasse 30MW.

Em termos regulatórios, no SEB os agentes geradores podem comercializar energia em dois ambientes: o Ambiente de Contratação Regulado (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). No ACR a venda de energia para as distribuidoras ocorre por meio de leilões definidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e organizados pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Por outro lado, no ACL a energia pode ser negociada livremente entre as partes, ou seja, com os comercializadores, consumidores livres e especiais, desde que atendidas as condições estabelecidas pela legislação vigente.

Assim como os demais agentes cadastrados na CCEE (geradores, comercializadores, consumidores livres, consumidores especiais e distribuidoras), um agente detentor de fontes alternativas participa do Mercado de Curto Prazo (MCP), independente do ambiente em que comercializa energia. O MCP serve para valorar e liquidar as diferenças entre as quantidades contratadas e as efetivamente geradas, sendo que essa valoração tem como principal parâmetro o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). Neste cenário, um dos grandes desafios consiste no fato de que o PLD não pode ser previsto com exatidão no momento da tomada de decisão e, portanto, os agentes de geração ficam expostos a tal incerteza. Além disso, existe uma imprevisibilidade no tocante à geração das fontes alternativas de energia, por exemplo, no caso das PCHs não se conhece com exatidão as afluências futuras.

Para mitigar os riscos envolvidos com as incertezas associadas ao problema da comercialização de energia no Brasil (PLD e geração da usina), o agente que detém PCHs pode assinar contratos bilaterais no ACL e/ou comercializar energia por meio de leilões no ACR. Porém, existe o risco da geração ser insuficiente para honrar os contratos firmados e, portanto, o agente pode ficar exposto a elevados valores do PLD no MCP.

Com o intuito de reduzir tal exposição em agentes detentores de Usinas Hidrelétricas (UHEs) e PCHs, foi instituído pelo Decreto nº 3.653, de 7 de novembro de 2000, a criação do Mecanismo de

³ A Cogeração qualificada é definida como o atributo concedido a cogeradores que atendem os requisitos definidos em ANEEL (2006b), segundo aspectos de racionalidade energética, para fins de participação nas políticas de incentivo à cogeração.”.

Realocação de Energia (MRE) para mitigar e compartilhar, entre seus integrantes, os riscos hidrológicos existentes.

Em síntese, o MRE realoca virtualmente o montante de energia de uma usina hidrelétrica que gerou energia acima de sua Garantia Física⁴ (GF), com excedente de geração, para outra com déficit de geração. Desta forma, há o compartilhamento de energia entre as usinas, proporcional a GF de cada uma delas, com o intuito de suavizar oscilações de geração e assim evitar grandes exposições no MCP. O valor mensal da GF de cada usina participante do MRE é definido previamente pelo agente detentor deste ativo, porém esse valor é passível de modificação pela CCEE durante o processo de liquidação. Esta adequação do valor da GF individual ocorre nos casos em que a geração total das usinas participantes é inferior a GF total do MRE. Participam obrigatoriamente do MRE todas as usinas hidrelétricas despachadas centralizadamente pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) sendo facultativo a participação para as PCHs.

Com base nessas considerações iniciais, este trabalho apresenta um modelo computacional a fim de balizar e auxiliar nas decisões de comercialização de um agente detentor de PCHs. Tendo em vista que a modelagem proposta considera diversos aspectos relevantes associados ao problema, tais como incertezas da geração das usinas e do PLD, bem como as restrições associadas com as regras atuais do mercado de energia brasileiro e a comercialização de energia pelo agente.

Na próxima seção é apresentada uma revisão de pesquisas correlatas seguida pelos objetivos deste trabalho. Por fim, apresenta-se a estrutura deste documento, com uma breve descrição dos capítulos que o compõem.

1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A desregulamentação do setor de energia elétrica em diversos países ocorrida no final do século passado resultou na introdução da competitividade em alguns segmentos, mais especificamente na geração e na comercialização. Desta forma, os agentes desses segmentos tiveram de lidar com as incertezas associadas a esse novo modelo. Uma das principais incertezas na comercialização de energia diz respeito ao preço da energia no MCP.

⁴ “Garantia Física é a quantidade máxima de energia elétrica associada ao empreendimento que poderá ser utilizada para comprovação de atendimento de carga ou comercialização por meio de contratos.” (CCEE, 2013, p. 8).

Com o intuito de se proteger de riscos provenientes destas incertezas, tais como exposição financeira do agente gerador devido à associação de altos preços e geração baixa, que pode induzir a perda de receita, diversos estudos foram elaborados para compreender os mecanismos de mercado de diversos países. O enfoque desta seção é nos trabalhos sobre o mercado de energia elétrica brasileiro devido a sua estrutura singular, dada por um sistema hidrotérmico de grande porte com predominância hídrica e regras específicas de mercado e operação. Porém, devido à importância da área de comercialização de energia e na busca de abordagens diferenciadas para tratar de seus riscos, foram pesquisados trabalhos desenvolvidos com enfoque em outros países e que são apresentados inicialmente.

Dentre os trabalhos pesquisados destacam-se inicialmente Mo, Gjelsvik e Grundt (2001) e Shrestha et al. (2005), ambos no contexto do mercado de energia elétrica da Noruega, Iliadis et al. (2006) no mercado de energia elétrica Europeu e Liu, Jiang e Zhang (2009) no âmbito do mercado de energia elétrica da China. Nesses trabalhos são elaboradas metodologias para obter estratégias de comercialização de energia elétrica, com o intuito de maximizar o lucro do agente gerador detentor de usina hidrelétrica, no médio prazo (6 a 12 meses). São consideradas nas metodologias a venda e a compra de energia elétrica por contratos bilaterais e no mercado de curto prazo, assim como as restrições de planejamento da operação da usina. As variáveis aleatórias são o preço do MCP e as afluências futuras ao reservatório da usina.

Mo, Gjelsvik e Grundt (2001) propõem uma ferramenta computacional para a gestão de riscos do agente gerador e, nesta abordagem, o nível de risco é controlado por meio de penalização para os casos em que a receita encontra-se abaixo de um dada meta. O problema estocástico de grande porte resultante é resolvido usando uma combinação de Programação Dinâmica Estocástica (PDE) e Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE). Os resultados apresentados mostram que o modelo atinge o seu objetivo, evitando cenários com baixa receita ao alocar estrategicamente a geração e a venda de energia.

Nos trabalhos de Shrestha et al. (2005) e Liu, Jiang e Zhang (2009) foram utilizadas árvores de cenários multiestágio para representar as incertezas do problema de comercialização citadas anteriormente. Em Shrestha et al. (2005) foram analisadas as possibilidades do agente gerador ser neutro ou avesso ao risco. Para isso, foram considerados três cenários possíveis na árvore, em que as

variáveis de afluência e de preço do MCP apresentam correlação entre si.

A pertinência do trabalho de Liu, Jiang e Zhang (2009), que aborda a utilização de uma combinação de PDE e PDDE, foi a identificação da vantagem da utilização de modelos estocásticos em problemas de comercialização de energia elétrica. Os resultados numéricos deste trabalho demonstram que é necessário considerar a incerteza nas variáveis de afluências e de preços do mercado de curto prazo no problema de gestão da comercialização, visto que a receita esperada obtida foi maior nos casos estocásticos. Esse trabalho não aborda a análise de aversão ao risco.

Por sua vez, Iliadis et al. (2006) abordam o desenvolvimento de uma ferramenta cujo objetivo é apoiar as decisões operacionais e financeiras de um agente gerador detentor de um grupo de hidrelétricas, de forma a maximizar a receita total da empresa, tendo em conta a aleatoriedade dos preços e das afluências, bem como a consideração de restrições de risco.

Para Iliadis et al. (2006) a utilização de técnicas de aversão ao risco em um agente gerador hidrelétrico pode ser caracterizado por definir a operação do reservatório e políticas de decisão de contratação, de forma a evitar desempenhos financeiros que violam a exigência de uma receita mínima ao final de um período pré-definido. Desta forma, são utilizados como base os indicadores de risco financeiro, tais como *Value-at-Risk* (VaR), *Conditional Value-at-Risk* (CVaR) (URYASEV, 2000) e o prêmio de risco de uma função de utilidade. Este problema de gerenciamento de portfólio, que inclui ativos físicos e financeiros, é formulado como um problema de otimização estocástica que visa a maximização de receita sob uma restrição de aversão ao risco específica. Uma estratégia híbrida que envolve PDE e PDDE é adotada para resolver este problema de otimização de grande porte.

No contexto brasileiro, foco dos trabalhos na continuação desta revisão, Marzano, Melo e Souza (2003) abordam o problema da otimização de portfólio de um agente gerador, que busca determinar contratos bilaterais de longo-prazo, venda de energia no MCP ou uma mescla destes contratos. O objetivo do modelo é determinar a estratégia de comercialização de energia que maximiza o valor esperado da receita da empresa ao longo de todo o horizonte de estudo (longo prazo). Nesse trabalho, os autores utilizam de duas métricas para quantificar o risco: mínimo valor de remuneração aceitável e o VaR, sendo que a primeira é incorporada como restrição do problema. Os autores utilizam a PDDE como metodologia de solução do problema de otimização estocástica.

De Oliveira, Arfux e Teive (2006) propõem a utilização de três métricas de risco dadas pela variância média, VaR e CVaR. Essas metodologias são utilizadas para apoiar o processo de tomada de decisão com o intuito de gerenciar o risco ao definir o melhor portfólio de contratos de energia.

É ilustrado nesse trabalho, De Oliveira, Arfux e Teive (2006), que as métricas de risco citadas podem ser utilizadas de forma complementar, melhorando a qualidade de decisão no problema de comercialização de energia, no qual o VaR é importante para verificar a adequação dos preços dos contratos em relação ao mercado, pois a medida VaR pode sinalizar lucros ou perdas excessivas. A medida CVaR mostra uma boa estimativa de perda, pois representa a média dos piores casos. Por fim, a medida variância média pode sinalizar a melhor opção de portfólio, considerando um determinado nível de risco, pois reflete a probabilidade de preços, bem como as chances de se ter lucros altos.

Os trabalhos apresentados, até então, tem enfoque em usinas hidrelétricas (grande porte e PCHs). No entanto, visando à associação de fontes alternativas no portfólio do agente para mitigar o risco de exposição no MCP e, desta forma, maximizar a receita, os trabalhos de Guiyotoku (2007), Street et al. (2009) e Fonseca (2009) abordam a complementação de PCHs e usinas de biomassa a bagaço de cana-de-açúcar.

Guiyotoku (2007) quantifica por meio do VaR e CVaR o risco de exposição de um portfólio de fontes alternativas (PCH e biomassa a bagaço de cana-de-açúcar) no MCP. A análise de sensibilidade da opção de flexibilização do montante de energia negociada por contratos de compra e venda de energia a diferentes cenários é realizada simulando vários níveis de contratação do agente de geração, três tipos de configuração de sazonalização e dois conjuntos de PLD (alto e baixo).

Em seu trabalho, Street et al. (2009) utilizam um modelo de otimização para maximizar a receita do agente ao utilizar uma complementariedade natural entre duas fontes de produção, PCHs e Biomassa a bagaço de cana-de-açúcar. Assim é possível desenvolver um portfólio capaz de mitigar os riscos hidrológicos e de indisponibilidade de combustível (biomassa). O modelo resultante é representado por um problema de otimização estocástica de dois estágios, sendo que a estratégia de solução adotada consiste na resolução direta do modelo do Equivalente Determinístico (ED). Esse modelo também fornece uma ferramenta de apoio à decisão que permite ao agente construir uma curva de disposição para oferta, na qual é estabelecido para cada nível

de preço do contrato a quantidade da carga que pode ser atendida pelo agente, considerando aversão ao risco do agente por meio da medida de risco CVaR.

Por sua vez, utilizando a complementariedade entre PCH e biomassa a bagaço de cana-de-açúcar, Fonseca (2009) implementou um modelo de otimização da sazonalização da GF de uma PCH, participante do MRE, baseado em otimização linear estocástica. As variáveis aleatórias são o preço do MCP, a geração hidrelétrica do SIN e da PCH. Com análise de risco incluída por meio da métrica de risco CVaR, foi constatado que a complementariedade destas usinas pode auxiliar a mitigar o risco de exposição ao preço no MCP desde que a estratégia de sazonalização da PCH seja definida considerando a sinergia com a usina de biomassa.

Os trabalhos apresentados a seguir retomam o enfoque direcionado para o estudo de apenas um tipo de fonte de geração. De acordo com Teive et al. (2010), os agentes que são capazes de identificar, medir e gerenciar os riscos do mercado de energia elétrica brasileiro vão garantir investimentos rentáveis e mais seguros. Desta forma, Teive et al. (2010) propõem um sistema de apoio à decisão ao agente gerador de fonte convencional, com incertezas no PLD, para auxiliar no problema da otimização do portfólio de contratos e também para executar a análise de riscos do desempenho destes contratos, por meio das métricas de risco VaR e CVaR.

Masukawa (2011) teve por objetivo auxiliar no processo de decisão do agente gerador detentor de PCH na comercialização de energia, ao avaliar os riscos em contratos bilaterais de longo prazo no mercado brasileiro. As avaliações dos contratos foram feitas a partir de simulações de cenários do mercado de energia, com as variáveis aleatórias sendo o PLD e a geração da PCH. Os contratos, por sua vez, foram analisados individualmente com base em um gráfico com o risco dado em função da quantidade de energia negociada. Os critérios utilizados para formar o risco dos contratos foram o arrependimento e o desvio da média.

Por fim, Sierra (2013), apresenta uma ferramenta computacional para o apoio a decisão de comercialização de um grupo de PCHs no horizonte de dois anos. Neste caso, o objetivo é a maximização da receita do agente gerador que atua no mercado de energia brasileiro sujeito as variáveis incertas do PLD, da geração da PCH e da geração do SIN (no caso da PCH participar do MRE). O grande diferencial em relação aos trabalhos citados anteriormente é a utilização da árvore de cenários, desenvolvida por Hellemo et al. (2012), para representar de

forma integrada na árvore de cenários as decisões de longo prazo (contratos de longo prazo e sazonalização) e no curto prazo as decisões (contratos de curto prazo) e incertezas (PLD, geração do SIN e da PCH). No trabalho de Sierra (2013) existe apenas um tipo de nível estratégico para cada ano, ou seja, apenas um conjunto de contratos é analisado. Porém, no nível operativo é encontrada a estocacidade do problema, visto que são abordados vários cenários com diferentes valores das incertezas de curto prazo para avaliar a política do nível estratégico. A metodologia de solução utilizada foi a PDDE, por se tratar de um problema estocástico de grande porte. Também é importante destacar que o modelo desenvolvido em Sierra (2013) é neutro a risco.

Desta forma, na Tabela 1 é apresentado um resumo dos trabalhos discutidos anteriormente. O objetivo é apresentar, de forma resumida, uma comparação entre diversos aspectos metodológicos relacionados ao problema de otimização de portfólios de empresas de geração com métricas de riscos considerados na literatura abordada nesta seção.

Tabela 1: Tabela comparativa entre as referências citadas.

Autor	Tipo de fonte de geração⁵	Variáveis aleatórias	Metodologia de solução	Métricas de risco
Mo, Gjelsvik e Grundt (2001)	Usina Hidrelétrica	Preço MCP/ Afluências hídricas	PDDE	Penalização para receitas abaixo da meta
Marzano, Melo e Souza (2003)	Fontes Convencionais	Preço MCP/ Geração	PDDE	Mínimo valor de remuneração aceitável e VaR
Shrestha et al. (2005)	Usina Hidrelétrica	Preço MCP/ Afluências hídricas	PDDE	Mínimos quadrados em relação ao valor esperado
Iliadis et al. (2006)	Usina Hidrelétrica	Preço MCP/ Afluências hídricas	PDE/PDDE	VaR/CVaR
De Oliveira, Arfux e Teive (2006)	Fontes Convencionais	Preço MCP	ED	Variância média, VaR e CVaR

⁵ Os agentes geradores não possuem poder de mercado.

Cont. Tabela 1: Tabela comparativa entre as referências citadas.

Autor	Tipo de fonte de geração	Variáveis aleatórias	Metodologia de solução	Métricas de risco
Guiyotoku (2007) / Fonseca (2009) / Street et al. (2009)	Portfólio PCHs/ Biomassa	Preço MCP/ Geração	ED	VaR/CVaR
Liu, Jiang e Zhang (2009)	Usina Hidrelétrica	Preço MCP/ Afluências hídricas	PDE/PDDE	Neutro a risco
Teive et al. (2010)	Fontes Convencionais	Preço MCP	ED	VaR/CVaR
Masukawa (2011)	PCHs	Preço MCP/ Geração	ED	Risco baseado no arrependimento e Desvio da média
Sierra (2013)	PCHs	Preço MCP/ Geração	PDDE	Neutro a risco

É importante destacar que as regras do mercado de energia elétrica brasileiro, utilizadas neste trabalho, estão descritas em documentos da CCEE e da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), tais como Resoluções (ANEEL, 2006a), Relatórios, Informes e outros. CCEE (2013b), por exemplo, traz um breve histórico do SEB com enfoque na estruturação do mercado de energia elétrica, suas regras e instituições criadas para este setor, juntamente com uma breve explanação dos processos que ocorrem na CCEE, tais como o processamento de contabilização e liquidação financeira, os leilões e a capacitação dos agentes.

Como pode ser observado, a revisão de pesquisas correlatas focou em trabalhos em que o problema de maximização das receitas de empresas de geração é resolvido por meio da otimização estocástica, devido às incertezas presentes no preço da energia e na geração. O preço no MCP é considerado como a principal variável aleatória na maioria dos trabalhos, pois é uma das variáveis mais importantes no cálculo das receitas. No caso brasileiro, é também importante avaliar a necessidade de considerar a geração como variável aleatória, uma vez que os agentes não tem controle sobre a mesma em virtude do despacho ser

centralizado. No caso de fontes renováveis, apesar de não serem despachadas de forma centralizada pelo ONS, existe incerteza quanto à disponibilidade dos parâmetros que definem a geração futura, tais como vento, aflúências, radiação solar e bagaço de cana, por exemplo.

No que diz respeito as estratégias de solução, ainda que em alguns trabalhos os autores optaram por resolver o ED sem decomposição, a PDDE é largamente utilizada, especialmente em virtude de suas características que podem aumentar a eficiência computacional em problemas de longo prazo (de 1 a 5 anos). Convém ressaltar o uso do VaR e CVaR no que diz respeito ao uso de métricas de aversão ao risco nos trabalhos mais recentes.

1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO

O objetivo principal deste trabalho é de elaborar uma metodologia de suporte a decisão na comercialização de energia elétrica de PCHs com base na solução de um modelo de otimização estocástica, com o objetivo de maximizar a receita do agente gerador, o qual inclui o CVaR como uma métrica de aversão ao risco e utiliza uma estrutura diferenciada de árvore de cenários para a representação das incertezas inerentes ao problema.

Pode-se citar os seguintes objetivos específicos do trabalho:

- Utilização de uma nova técnica de representação das incertezas na árvore de cenários, que representa de forma diferenciada as decisões estratégicas e operativas do problema baseada em Hellemo (2012);
- Introdução da estocacidade nos níveis estratégicos por meio de vários conjuntos diferentes de contratos de longo prazo;
- Desenvolver um modelo computacional que resolva a metodologia desenvolvida por meio de PDDE;
- Utilização do conceito de percepção do risco e aplicação da medida econômica de risco CVaR no modelo.

Diante dos aspectos supracitados, neste trabalho busca-se construir um modelo de otimização para determinar um portfólio de contratos de um agente gerador detentor de PCHs considerando as incertezas e as regras envolvidas no processo de comercialização no SEB. De forma mais específica, a ideia consiste em buscar a maximização da receita do agente em um horizonte de três anos,

dividido em estágios (decisões) mensais, considerando um conjunto de restrições associadas com as questões regulatórias, oportunidades de comercialização e análise de risco das PCHs.

Conforme detalhado mais adiante, o modelo proposto constitui-se em um problema de otimização estocástica linear multiestágio em que as variáveis aleatórias são dadas pelo PLD, pela geração hidrelétrica total do Sistema Interligado Nacional (SIN) e a geração individual do agente. Em função das complexidades associadas à solução deste tipo de problema, é imprescindível a utilização de metodologias avançadas de otimização estocástica para resolvê-lo de forma eficiente. Nesse contexto, dentre uma gama de metodologias disponíveis, aquela que se mostra mais apta a lidar com a dimensão elevada do problema de interesse deste trabalho é a PDDE (PEREIRA,1991). Também, conforme será detalhado, a PDDE faz uso de técnicas de amostragem da árvore de cenários para resolver o problema de forma mais eficiente.

A árvore de cenários, fundamental na otimização estocástica, tem por finalidade a representação das diversas realizações possíveis das variáveis aleatórias inerentes ao problema da comercialização, visto que, o problema possui incertezas de longo (contratos bilaterais de longo prazo) e de curto prazos (geração do SIN, geração da PCH e PLD). Neste contexto reside uma das contribuições deste trabalho, a qual consiste na representação do processo estocástico da comercialização de energia elétrica por meio de uma nova configuração de árvore de cenários desenvolvido por Hellemo et al.(2012) para aplicação no planejamento de sistemas de gás e petróleo.

Tradicionalmente a árvore de cenários possui apenas um nível com modelagem matemática igual em todos os estágios de tempo, ou seja, tem-se a mesma configuração de função objetivo e restrições nos estágios ocorrendo distinções apenas nos valores da variáveis incertas e daquelas que fazem conexão temporal entre os estágios.

A nova configuração de árvore de cenários que é usada neste trabalho, de forma sucinta, integra as incertezas de curto e longo prazo, que são tratadas de forma diferente em uma estrutura unificada, culminando em uma árvore de cenários de dois níveis, em que cada nível possui função objetivo e restrições específicas. Nesta estrutura, o primeiro nível é o estratégico o qual tem função de planejador do ano seguinte, sendo modelado antes do início do próximo ano, e trata apenas das incertezas e decisões de longo prazo. O segundo nível é o operativo, com periodicidade mensal e que avalia a estratégia de longo prazo a partir das informações das incertezas no curto prazo e, se necessário, são

realizados ajustes nesse nível para estar de acordo com as questões regulatórias e oportunidades do mercado.

Outra importante contribuição deste trabalho consiste na inclusão de uma medida de risco no problema de otimização estocástica com árvores de dois níveis. Nesse sentido, para mitigar a exposição ao risco do MCP e avaliar a necessidade de contratos bilaterais, é utilizada a métrica de risco CVaR (URYASEV, 2000). A aplicação do CVaR em problemas de otimização estocástica é objeto de estudo de diversos trabalhos, como, por exemplo, Iliadis et al. (2006), Shapiro (2011), Diniz et al. (2012), Philpott e De Matos (2012), De Matos (2012), Larroyd (2012), Philpott, De Matos e Finardi (2013), Shapiro et al. (2012), entre outros.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Para atingir os objetivos enunciados anteriormente, este trabalho está estruturado em seis capítulos, considerando este introdutório.

No Capítulo 2 é apresentada uma breve revisão dos principais aspectos do mercado de energia elétrica brasileiro. Desta forma, o capítulo inicia com a formação do atual mercado de energia elétrica brasileiro, seguido da descrição da estrutura física do sistema de energia e das instituições que atuam no setor. Por fim, ainda no Capítulo 2 é apresentado todo o âmbito de comercialização, no que concerne a estrutura de mercado, os agentes que a compõem, os ambientes de comercialização, a formação do preço do MCP e as regras que influenciam na comercialização do agente detentor de PCHs.

No Capítulo 3 é apresentado ilustrativamente o problema de otimização estocástica em estudo, iniciando pelos conceitos iniciais do problema, seguidos da estruturação da árvore de cenários, dos métodos de solução da otimização estocástica e, por fim, a métrica de risco utilizada, o CVaR.

No Capítulo 4 é apresentada a formulação matemática do modelo desenvolvido para o planejamento da comercialização, o qual é dividido em subproblemas estratégicos e operativos de acordo com a abordagem específica de cada subproblema.

No Capítulo 5 apresenta-se a definição dos estudos de casos e os seus resultados.

Finalizando o trabalho, no Capítulo 6 apresenta-se as conclusões obtidas com base nos estudos realizado ao longo desta dissertação, bem como algumas recomendações para trabalhos futuros.

2 O MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA BRASILEIRO

De acordo com Mayo (2012, p. 11), “A função de um mercado de eletricidade é de permitir a transação de energia elétrica entre os agentes participantes, para a entrega da eletricidade no curto prazo e no futuro.”. Desta forma, para manter a competição igualitária entre os agentes é necessário que o mercado tenha uma arquitetura de regras.

Nesse contexto, os agentes de geração, participantes de um mercado regido por regras e com riscos associados, devem buscar estabelecer uma política de comercialização que os proteja das incertezas e que permita maximizar seus ganhos financeiros. Para tal, conhecer as alternativas de comercialização e entender o modo como é formado o preço do Mercado de Curto Prazo (MCP) proporciona ao agente gerador uma maior consolidação competitiva. Isto posto, neste capítulo ilustra-se as características, regras e riscos inerentes a comercialização de energia no mercado brasileiro.

2.1 FORMAÇÃO DO MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA

A reestruturação do setor elétrico teve início em 1995 com as Leis nº 8.987, de 13 de fevereiro de 1995, e nº 9.074, de 7 de julho de 1995, que estabeleceram as concessões e permissões de serviços públicos e a criação dos agentes Consumidor Livre e Produtor Independente de Energia (PIE). Em 1998, a partir da Lei nº 9.648, de 27 de maio de 1998, foi implantado o Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (RE-SEB) o qual foi coordenado pelo Ministério de Minas e Energia (MME). Com o conceito de que “a eficiência no setor elétrico será assegurada através da competição, onde possível, e da regulamentação, onde necessária” (CCEE, 2013b, p. 26), foram desverticalizadas as empresas de energia elétrica, estabelecendo os segmentos de geração e comercialização, nos quais foi incentivada a competição, e os segmentos de transmissão e distribuição, monopólios naturais⁶, que são mantidos sob regulação do Estado.

Para assegurar o funcionamento da nova estrutura do setor foram concebidos um órgão regulador (Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL), um operador independente do sistema elétrico nacional

⁶ “Situação limite onde uma empresa corresponde a configuração mais eficiente de prover toda a demanda do mercado, o que torna imprescindível a ação de um agente regulador para controle de preços e da qualidade dos serviços.” (SILVA, 2012, p. 7).

(Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS) e um ambiente para a realização das transações de compra e venda de energia elétrica (Mercado Atacadista de Energia Elétrica – MAE).

A segunda fase de reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (SEB), um dos principais marcos do setor de comercialização de energia elétrica, foi dada pela regulamentação de um novo modelo em 2004 que, por meio da Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, promoveu um aperfeiçoamento nas regras e procedimentos de comercialização de energia elétrica. Dentre as principais mudanças está a substituição do MAE pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), que deu continuidade as atividades do seu agente antecessor. Como alterações desta nova fase do SEB destaca-se também a criação de dois ambientes para celebração de contratos de compra e venda de energia, isto é, o Ambiente de Contratação Regulado (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). O primeiro é destinado a comercialização de energia para as distribuidoras, realizada por meio de leilões, e o segundo é para a comercialização dos consumidores livres, realizada por meio de contratos livremente negociados. Nesse contexto, os agentes de geração estão aptos a comercializar energia em ambos os ambientes.

Este novo modelo alterou a forma da realização dos leilões de energia elétrica, que aboliram o critério de maior preço e passaram a utilizar o critério de menor tarifa, colaborando assim para a modicidade tarifária ao consumidor do ambiente regulado, que compulsoriamente compra energia exclusivamente da distribuidora a qual está vinculado por instrumento de concessão deste tipo de serviço. Além disso, o novo modelo tornou obrigatório a todos os agentes, participantes do ACR e/ou ACL, a apresentarem 100% de lastro na comercialização de energia⁷, havendo a possibilidade de penalidades para os agentes em caso de não cumprimento.

Outra lei deste novo modelo de 2004, a Lei nº 10.847, de 15 de março de 2004, definiu a criação de uma instituição responsável pelo planejamento do setor elétrico em longo prazo – a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) – e o Decreto nº 5.175, de 9 de agosto de 2004, estabeleceu a criação de uma instituição com a função de avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica denominada de Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE).

Desta forma, foram definidos o arcabouço conceitual e institucional do modelo atual do SEB, visando a eficiência econômica

⁷ Compra e venda deverão ser lastreadas por algum empreendimento de geração. (CCEE, 2010).

do setor e de seus agentes, a segurança do suprimento de energia elétrica, a modicidade tarifária e a universalização dos serviços. Na seção seguinte inicia-se uma explanação da estrutura física do SEB.

2.2 O SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL

O mercado de energia elétrica brasileiro comercializa, em sua maioria, a energia elétrica produzida no país, dentro da estrutura física do SEB denominada de Sistema Interligado Nacional (SIN). O SIN, de acordo com o ONS (2014a), é “o sistema de produção e transmissão de energia elétrica do Brasil que é caracterizado por ser um sistema hidrotérmico de grande porte, com forte predominância de usinas hidrelétricas e com múltiplos proprietários.”

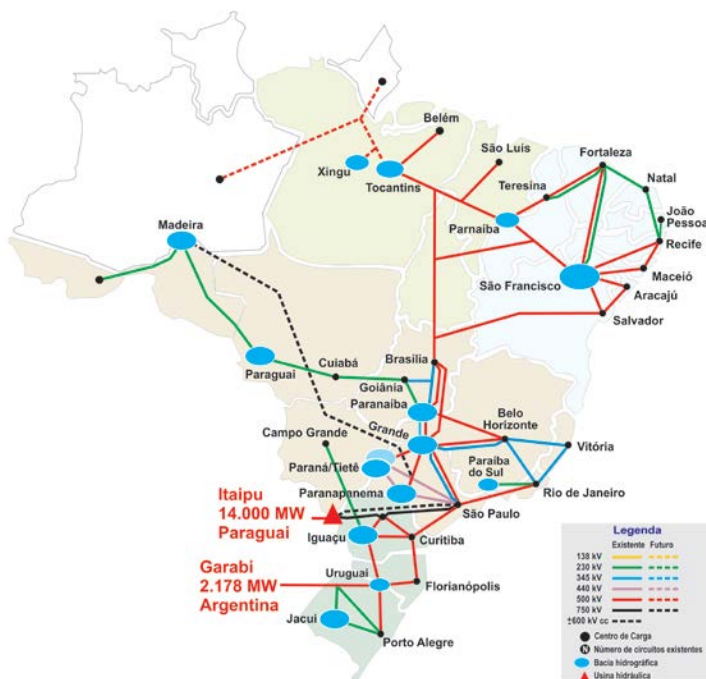


Figura 1: Sistema Interligado Nacional.
Fonte: ONS (2014b).

A Figura 1 ilustra os principais segmentos do sistema de transmissão de energia elétrica que integram a Rede Básica⁸ do SIN, bem como as bacias hidrográficas, a usina de Itaipu e as conexões com outros países. Em parte da região do norte do país, destacada com a cor branca, há diversos sistemas isolados que não integram o SIN e que equivalem a 3% da capacidade de produção de energia elétrica do país. Porém, é importante destacar que em 9 de julho de 2013 Manaus foi conectada ao SIN por meio da interligação Tucuruí – Macapá - Manaus.

É importante salientar que devido às restrições físicas de transmissão de energia do sistema, que restringem a quantidade de fluxo de energia entre as regiões do Brasil, foi estipulado a divisão do SIN em subsistemas, também denominados de submercados.



Figura 2: Subsistemas do SEB.
Fonte: CCEE (2013b).

⁸ “Rede Básica é o sistema elétrico interligado constituído pelas linhas de transmissão, barramentos, transformadores de potência e equipamentos com tensão igual ou superior a 230 kV, ou instalações em tensão inferior, quando especificamente definidas pela ANEEL.” (CCEE, 2010, p. 12)

No atual cenário, o Brasil possui quatro subsistemas: Norte (Pará, Tocantins, Maranhão e Manaus), Nordeste (Região Nordeste, exceto o Maranhão), Sul (Região Sul) e Sudeste/Centro-Oeste (Regiões Sudeste, Região Centro-Oeste, Acre e Rondônia), como ilustrado na Figura 2. As restrições na transmissão entre os subsistemas influenciam na formação do preço do MCP, conforme o tema exposto na Seção 2.4.5.1 .

2.3 INSTITUIÇÕES DO SEB

Para Silva (2012), o funcionamento adequado do sistema é assegurado se mantidos os seguintes requisitos: eficiência econômica na indústria de energia elétrica, operação do sistema com elevado grau de confiabilidade e qualidade, universalização dos serviços e autossustentação da indústria de modo a garantir a expansão do sistema.

No modelo atual do setor elétrico na busca por garantir principalmente a segurança do suprimento de energia elétrica, promover a modicidade tarifária e promover a inserção social no SEB (programas de universalização do atendimento), foram estabelecidas as instituições ilustradas na Figura 3.

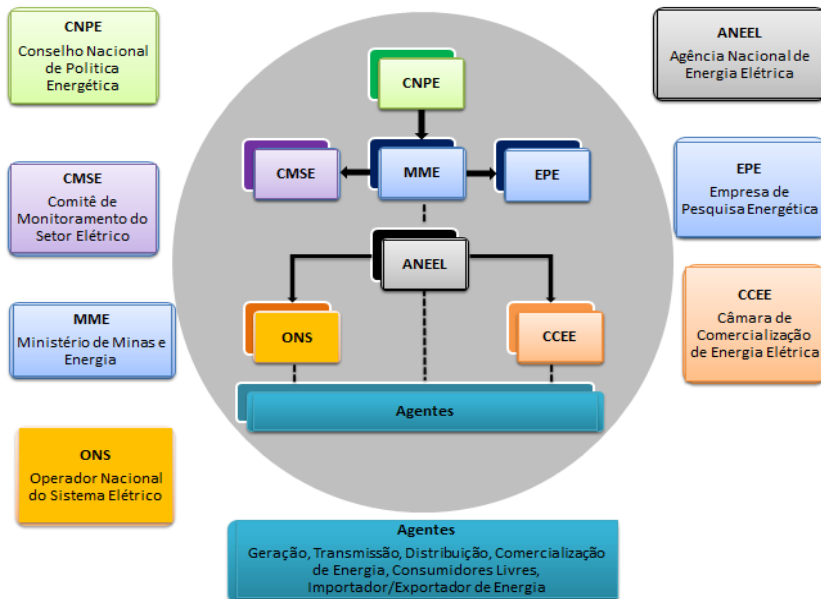


Figura 3: Relação entre as Instituições do SEB.
Fonte: Adaptado ONS (2012).

De acordo com ONS (2012) e CCEE (2010), o papel de cada instituição atuante no SEB é caracterizado da seguinte forma:

- (i) O Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) é responsável por formular políticas e diretrizes para o setor energético, visando, dentre outros, o aproveitamento natural dos recursos energéticos do país, rever periodicamente a matriz energética e estabelecer diretrizes para programas específicos;
- (ii) O MME atua na formulação e implementação de políticas do Governo Federal para o setor energético, de acordo com as diretrizes do CNPE;
- (iii) O CMSE tem como principal função monitorar e avaliar permanentemente as condições de segurança e continuidade do suprimento de energia no país;
- (iv) A EPE tem por finalidade realizar estudos para o planejamento da matriz energética, verificando a necessidade de expansão do parque gerador e da Rede Básica do SEB;
- (v) A ANEEL regula e fiscaliza a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica, em conformidade com as políticas e diretrizes do Governo Federal;
- (vi) O ONS, sob regulação e fiscalização da ANEEL, coordena e controla a operação da geração e da transmissão no SIN. A operação realizada pelo ONS tem por objetivos a otimização econômica da operação, de forma que possa garantir a segurança de suprimento por meio de critérios de continuidade e qualidade no fornecimento de energia;
- (vii) Por fim, a CCEE, sob regulação e fiscalização da ANEEL, tem a finalidade de viabilizar a comercialização de energia elétrica no SIN. Desta forma, administra os contratos de compra e venda de energia elétrica, sua contabilização, e liquidação.

É importante destacar que o CNPE, o MME e a EPE são instituições que atuam em todo o segmento energético do país, no qual estão incluídos os setores de energia elétrica, petróleo e outros. Na seção seguinte é apresentada uma síntese dos principais aspectos da comercialização no mercado brasileiro.

2.4 COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NO BRASIL

Ao analisar as principais funções da CCEE, pode-se verificar a sua importância nas transações comerciais e na operacionalização do mercado de energia. Essas funções compreendem: manter registro dos contratos firmados no ACR e ACL, promover leilões de energia nos termos autorizados pela ANEEL, administrar a contratação de energia das concessionárias de serviço público de distribuição, efetuar a contabilização e liquidação da energia elétrica comercializada, monitorar as ações de seus agentes verificando se estão de acordo com as normas de comercialização e disposições da ANEEL, entre outras atribuições.

Os agentes que compõem o SEB e que participam dos ambientes de comercialização regidos pela CCEE se tornam membros da mesma e, são divididos em três categorias: Geração, Distribuição e Comercialização, conforme ilustrado na Figura 4.



Figura 4: Agentes do SEB que participam da comercialização.
Fonte: Adaptado CCEE (2012).

As especificações de cada categoria estão explanadas nas seções seguintes.

2.4.1 Categoria de Geração

A categoria de geração, segmento responsável pela produção de energia elétrica no país, é dividida em classes: classe dos Agentes Geradores Públicos, classe dos Agentes Produtores Independentes de Energia Elétrica (PIE) e classe dos Agentes Autoprodutores. Na atividade de geração, todos os agentes podem vender energia no ACR e no ACL e possuem livre acesso aos sistemas de transmissão e distribuição de energia elétrica. De acordo com a CCEE (2014), cada classe é definida como segue:

- (i) Os agentes Geradores Públicos (Estatais) são empresas públicas com concessão para exploração de ativo de geração;
- (ii) O PIE é um agente, empresa privada individual, ou participante de consórcio, que recebe concessão, para produzir energia destinada à comercialização;
- (iii) O Autoprodutor é o agente que possui autorização para produzir energia destinada a seu uso exclusivo, podendo comercializar eventual excedente de energia desde que autorizado pela ANEEL.

Os ativos de geração das classes de Geradores Públicos e PIE podem ser de quatro tipos: fontes incentivadas, fontes incentivadas de cogeração qualificada, fontes convencionais incentivadas e fontes convencionais.

Estão classificadas como fontes incentivadas, conforme ilustrado na Figura 5, os empreendimentos caracterizados como Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs), hidrelétricas com potência igual ou inferior a 1 MW, e aqueles com base em fonte solar, eólica, biomassa e cogeração qualificada, cuja potência injetada nos sistemas de distribuição e/ou transmissão seja de até 30 MW. As fontes incentivadas de cogeração qualificada são todos os empreendimentos enquadrados como cogeração qualificada pela ANEEL (2006a) de acordo com aspectos de racionalidade energética.



Figura 5: Fontes Incentivadas de energia elétrica.
Fonte: Adaptado CCEE (2013b).

As fontes incentivadas tiveram destaque no cenário nacional a partir de 2006 devido Resolução Normativa ANEEL nº 247, de 21 de dezembro de 2006, que incentivou a construção de usinas desta natureza. A energia produzida por meio de fontes incentivadas e incentivadas de cogeração qualificada, cujo custo de produção tende a ser mais elevado, motivou as instituições do SEB a conceder um desconto de 50% ou 100% no valor dos encargos de Tarifas de Uso dos

Sistemas de Distribuição (TUSD) e/ou Transmissão (TUST)⁹, a fim de viabilizar a competição com as demais fontes de geração.

As fontes convencionais especiais, por sua vez, são os empreendimentos de geração de energia oriundas de hidrelétricas com potência entre 1MW a 50MW, sem características de PCH, ou empreendimentos com base em fontes solar, eólica ou biomassa cuja potência injetada nos sistemas de transmissão ou distribuição seja entre 30MW a 50MW. Este tipo de geração não possui desconto na TUSD e TUST.

As fontes convencionais são usinas diversas que não estão qualificadas como fontes incentivadas, convencionais incentivadas ou incentivadas de cogeração qualificada.

Atualmente, cerca de dois terços¹⁰ dos ativos de geração, seja incentivada, convencional ou convencional especial possuem uma certificação definida em ato regulatório denominada de Garantia Física (GF). Essa certificação determina o montante de energia em MWh/ano que a usina em questão pode comercializar sem sofrer penalidade por insuficiência de lastro. Os ativos de geração que não possuem GF estabelecida em ato regulatório tem este valor definido pela geração medida da usina no período sob análise.

2.4.2 Categoria de Distribuição

De acordo com a CCEE (2014), os agentes de distribuição são as empresas concessionárias distribuidoras de energia elétrica, empresas públicas ou privadas, que realizam o atendimento da demanda de energia aos consumidores cativos, com tarifas e condições de fornecimento reguladas pela ANEEL. Pela regulamentação vigente, todas as distribuidoras têm participação obrigatória no ACR, celebrando contratos de energia com preços resultantes de leilões.

2.4.3 Categoria de Comercialização

Os agentes de comercialização são aqueles que comercializam energia, ou seja, realizam compra e a venda de energia nos ambientes da CCEE. Fazem parte da categoria de comercialização as seguintes

⁹ O gerador perde o benefício do desconto caso complemente sua venda de energia com contratos de compra de energia convencional em um montante superior a 49% da sua Garantia Física (GF).

¹⁰ CCEE, 2014b.

classes: comercializadores, importadores, exportadores, consumidores livres e consumidores especiais.

O comercializador, de acordo com Silva (2012), é o agente que realiza as transações comerciais do mercado. O comercializador pode ser um agente isolado, comercializadora que compra de vários agentes geradores e revende para os consumidores sem possuir ativos de geração, ou estar associado a uma empresa de geração de energia.

O agente importador detém autorização para realizar a importação de energia elétrica para abastecimento do mercado nacional, enquanto que o agente Exportador detém autorização para realizar exportação de energia elétrica para abastecimento de países vizinhos conectados ao SIN.

Os agentes citados acima, comercializador e importador/exportador, celebram contratos bilaterais no ACL, podendo vender energia para outros comercializadores, geradores e consumidores livres e especiais, ou no ACR, comercializando energia com os distribuidores por meio dos leilões de ajuste. No caso dos consumidores livres e especiais, definidos na sequência, estes atuam somente no ACL.

O consumidor livre é a classe de consumidores que podem escolher seu fornecedor de energia elétrica, com energia oriunda de geração convencional, convencional especial ou incentivada, por meio da livre negociação, desde que atendam aos requisitos da legislação vigente.

Por sua vez, o consumidor especial pode escolher o seu fornecedor de energia elétrica desde que a energia seja proveniente de fontes incentivadas ou convencionais especiais. O consumidor especial que comprar energia de fontes incentivadas tem direito ao desconto de 50% ou 100% na TUSD.

Tabela 2: Critérios vigentes para se tornar consumidor livre e consumidor especial.

	Demanda Mínima	Tensão Mínima de Fornecimento	Data de Ligação do Consumidor
Consumidores Livres	3 MW	69 kV	Até 08/07/95
		Sem limite mínimo	Após 08/07/95
Consumidores Especiais	500 kW	2,3 kV	-

Fonte: CCEE (2013b).

Para tornar-se consumidor livre ou especial e, desta forma, adquirir energia elétrica dos fornecedores de seu próprio interesse, é necessário que o consumidor atenda as especificações descritas na Tabela 2. Caso contrário, o consumidor é definido como cativo, ou seja, somente pode comprar energia da distribuidora com concessão da área em que o consumidor está situado.

Todos os agentes membros da CCEE citados nesta seção devem comercializar energia de acordo com as regras vigentes no mercado. Desta forma, participam dos ambientes de comercialização ACL e/ou ACR e, com a liquidação das diferenças (sobras e déficits) no MCP.

2.4.4 Ambiente de Comercialização

O Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004, definiu as bases de comercialização de energia elétrica e diversas medidas que contribuem para a modicidade tarifária. Dentre elas está a comercialização em dois ambientes, o ACL e o ACR. Uma visão geral da comercialização de energia, envolvendo os dois ambientes de contratação é ilustrada na Figura 6.

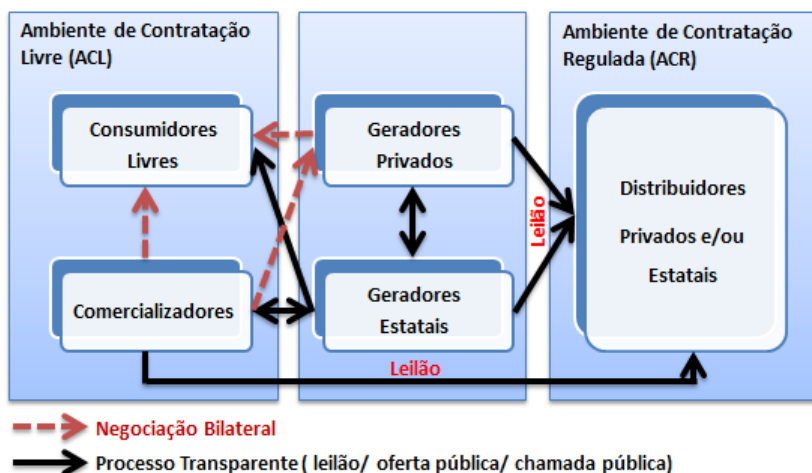


Figura 6: Canais de contratação do modelo atual do SEB.

Fonte: Adaptado de Finardi e Zucarato (2005).

2.4.4.1 Ambiente de Contratação Regulada

Os contratos celebrados no ACR são bilaterais regulados e são denominados de Contratos de Comercialização de Energia Elétrica no Ambiente Regulado (CCEARs). Para realizar novos CCEARs, as distribuidoras, de forma conjunta, participam dos leilões de compra de energia, realizados pela CCEE, os quais são configurados com o critério de menor preço. Desta forma, torna-se possível garantir que a menor tarifa seja repassada ao consumidor cativo. Estes leilões de energia elétrica podem ser provenientes de empreendimentos de geração existentes ou de novos empreendimentos.

A compra de energia elétrica feita pela distribuidora em leilões de energia nova, garante às novas usinas licitadas o retorno sobre seus investimentos. Desta forma, existe o incentivo para a expansão da capacidade de oferta de energia elétrica, em virtude da garantia de compra negociada nestes contratos, ocasionando a competição da expansão da geração por meio de leilões pela menor tarifa.

2.4.4.2 Ambiente de Contratação Livre

No ACL, participam consumidores livres, especiais e vendedores de energia (comercializadores, geradores, importadores e consumidores com sobra de energia). Os contratos são livremente negociados entre as partes, onde define-se preço, montantes de energia e quaisquer condições contratuais que sejam do interesse das partes. Para o caso de geradores estatais, a comercialização de energia é realizada por meio de leilões.

Os principais benefícios do mercado livre para o consumidor são: a liberdade de negociação com o fornecedor, a possibilidade de adequação da compra de energia ao processo produtivo e a previsão do orçamento.

2.4.4.3 Tipos de Comercialização na Visão do Agente Gerador

O agente gerador, foco deste trabalho pode optar por diversos tipos de contratos para comercializar a sua geração de energia elétrica.

Contratos bilaterais: Os contratos bilaterais são contratos firmados da livre negociação entre os agentes no ACL. Este tipo de contrato é customizado, e por isso as partes negociantes determinam o volume de energia, o preço, a data de entrega, o tempo de duração, indexadores financeiros e outros. Alguns tipos de contratos

customizados, no lado do agente consumidor, tem por objetivo adaptar-se as necessidades de se proteger da sua variação de consumo ao introduzir flexibilidades nos montantes de energia contratado e/ou introduzir condições contratuais que os proteja de uma possível exposição ao MCP.

Contratos regulados: Os contratos regulados são definidos por meio de leilões, os quais o agente vendedor fornece energia às distribuidoras. As características destes tipos de contratos são preestabelecidas pelo governo antes de cada leilão.

Liquidação ao preço do MCP: A liquidação ao preço do MCP ocorre quando o agente gerador possui sobra ou déficit de energia. Desta forma, a energia excedente ou a falta de geração para cobrir um determinado contrato será valorada ao Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). O PLD, ou preço *spot*, é o preço do MCP definido por submercado, semana e por patamar de carga¹¹. A formação do PLD será abordada na Seção 2.4.5.1.

Em ambos os ambientes, ACR e ACL, há a obrigatoriedade de registrar os contratos na CCEE, para fins de contabilização e liquidação das diferenças no MCP conforme explanado na Seção 2.4.5.

2.4.5 O Mercado de Curto-Prazo: Contabilização e Liquidação de Energia na CCEE

O MCP é uma das atribuições da CCEE, na qual é realizado a apuração de todas as transações comerciais preestabelecidas entre os agentes, no ACR e ACL, e de toda energia efetivamente gerada e consumida no SIN. Esta apuração tem periodicidade mensal e é denominada de Contabilização.

“Por lei, os consumidores e as distribuidoras precisam ter contratado suprimento suficiente para atender suas demandas todos os meses. Por outro lado, os geradores e comercializadoras necessitam de lastro para cumprir os contratos de compra e venda que assinam. O encontro de contas entre consumo, produção, compra e venda é feito no âmbito do MCP.” (CCEE, 2014c, p. 4).

¹¹ Patamar de carga: “Classificação das horas do mês de acordo com o perfil de carga definido pelo ONS, podendo ser: Leve (horários de baixo consumo), Médio (horários de consumo médio) e Pesado (horários em que se verificam picos de consumo).” (CCEE, 2014d, p. 9).

Portanto, na Contabilização (Balanço Energético) verifica-se toda a energia comercializada pelos agentes e toda a energia efetivamente consumida/gerada no mês analisado. Caso ocorram diferenças entre os montantes contratados e medidos, os montantes devedores ou credores são valorados como se fossem comprados ou vendidos no MCP ao PLD. As Figuras 7 e 8 ilustram o processo de contabilização para o agente consumidor e o agente gerador, respectivamente.

Contabilização do agente comprador

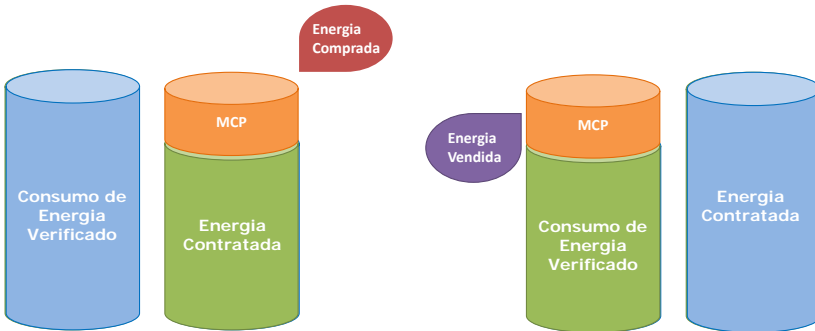


Figura 7: Balanço Energético na CCEE do ponto de vista de um agente consumidor.

Contabilização do agente vendedor

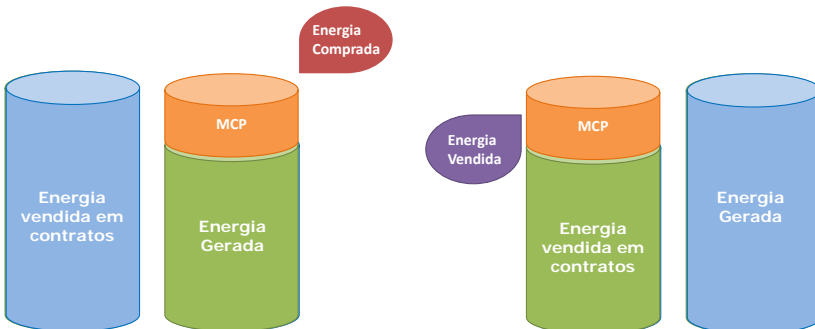


Figura 8: Balanço Energético na CCEE do ponto de vista de um agente gerador.

Ao final da Contabilização é realizado o processo de Liquidação, no qual a CCEE informa, mensalmente, o caráter devedor ou credor de cada agente e, posterior a isto, há o efetivo pagamento e recebimento

dos montantes comercializados no MCP. Caso não ocorra diferença entre os montantes de energia, o agente não participa da liquidação no MCP.

Nas seções seguintes são abordados os processos inerentes ao MCP. Primeiramente é explanado na Seção 2.4.5.1 a formação do preço do MCP, seguido da Seção 2.4.5.2, na qual é ilustrado o mecanismo de compartilhamento de risco hidrológico das hidrelétricas que influencia na quantidade de energia disponível para a comercialização das mesmas. Na Seção 2.4.5.3 é exposto a sazonalização da GF de uma usina. Por fim, na Seção 2.4.5.4 é abordado o procedimento de penalização por insuficiência de lastro.

2.4.5.1 Formação do Preço de Liquidação das Diferenças

O PLD tem como base o Custo Marginal de Operação (CMO) que advém do planejamento da operação hidrotérmica do SIN. O planejamento da operação tem como finalidade encontrar uma política de geração que minimize o custo de complementação não hidráulica (custo de geração termelétrica, importação e déficit de energia) e atenda o consumo, respeitando as restrições operativas do SIN.

“No caso brasileiro optou-se por um processo de formação de preços de curto prazo distinto do que ocorre em outros mercados de eletricidade do mundo. Diferentemente de outros mercados, onde os geradores declaram o preço pelo qual estão interessados em vender o seu produto, aqui temos um mecanismo onde os geradores informam as suas disponibilidades técnicas, isto é, os geradores declaram se estão aptos a produzir ou não. O despacho é calculado por um modelo de despacho hidrotérmico e o preço é definido com base no denominado custo marginal de operação.”
(SILVA, 2012, p. 5)

Os modelos utilizados para calcular o despacho hidrotérmico no Brasil são o NEWAVE (CEPEL, 2001) e o DECOMP (CEPEL, 2004). O primeiro realiza o planejamento de longo prazo ao determinar a operação energética do sistema no horizonte de 5 anos, discretizados em base mensal. Na sequência, o modelo NEWAVE fornece as condições de contorno obtidas para o modelo DECOMP que faz o planejamento de médio prazo ao determinar a operação energética do sistema no horizonte de 2 meses discretizados em base semanal ou mensal.

Isto posto, estes modelos devem representar adequadamente o SIN para obter resultados satisfatórios na operação energética. O SIN é caracterizado por ser um sistema hidrotérmico de grande porte, com forte predominância de usinas hidrelétricas. Desta forma, existe um limite de armazenamento de água nos reservatórios do sistema, o que torna o problema da operação hidrotérmica acoplado no tempo, devido à relação direta entre a decisão operativa tomada em um determinado estágio, e as futuras consequências dessa operação.

Esta relação direta entre decisões e consequências, é ilustrada na Figura 9, na qual uma decisão no primeiro estágio pode afetar o estado dos reservatórios e com isso determinar se as consequências operativas são aceitáveis ou se são demasiadamente negativas para o sistema.

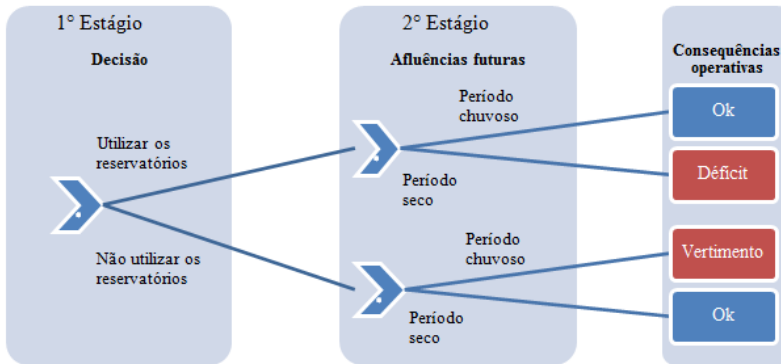


Figura 9: Processo de decisão sob incerteza em sistemas hidrotérmicos.

A solução ótima do problema de operação de um sistema hidrotérmico é aquela em que há equilíbrio na decisão entre os benefícios do uso da água no presente e os benefícios de optar em manter a água armazenada nos reservatórios. Esses benefícios são medidos com base no custo total de geração termelétrica e/ou déficit de energia evitados no presente (no caso do benefício imediato) e ao longo dos demais períodos de planejamento restante (no caso do benefício futuro).

Como consequência, a operação de sistemas hidrotérmicos tem que levar em consideração um grande número de cenários (secas, cheias, períodos normais) no intuito de avaliar o impacto de uma decisão operativa no presente.

Os modelos NEWAVE e DECOMP realizam a otimização com base em diversos cenários para obter a solução ótima da operação energética. A partir do resultado final da operação energética proveniente do DECOMP, é obtido o CMO, que corresponde ao custo para se produzir o próximo MWh para cada submercado, semana e patamar de carga. O CMO é transformado em PLD por meio da limitação deste por um valor mínimo (piso) e um valor máximo (teto) pré-determinados pela ANEEL¹².

A Figura 10 ilustra o histórico da média do PLD nos últimos 10 anos. É possível verificar que por longos períodos de tempo o PLD fica abaixo de R\$200/MWh; porém, quando ocorre a conjuntura de períodos longos de baixa afluência e reservatórios com baixo nível de armazenamento, há uma significativa elevação no valor do PLD, devido a necessidade de utilização de geração proveniente de usina termelétricas, que possuem um custo maior por MWh, para atender a demanda.

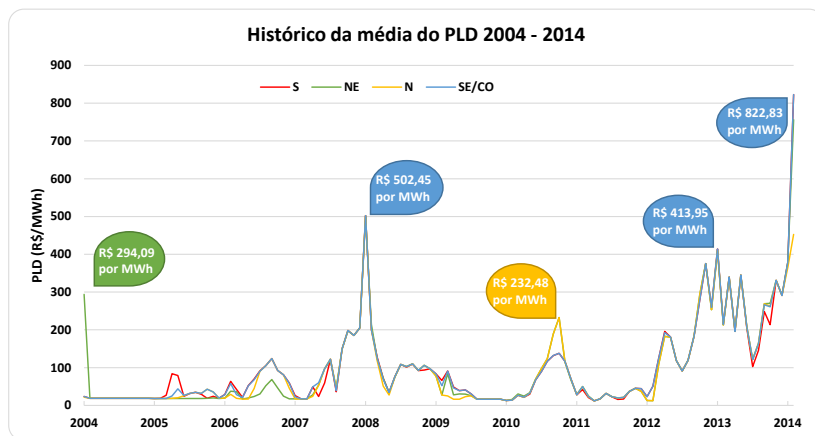


Figura 10: Histórico da Média do PLD em R\$/MWh.

Fonte: Adaptado de CCEE (2014e).

Desta forma, para evitar os riscos de exposição à flutuação do PLD, os agentes realizam contratos de compra e venda de energia. Para o agente consumidor o contrato é vantajoso pois evita os cenários com PLD alto e, para o agente gerador, de acordo com Marzano, Melo e

¹² O valor mínimo e máximo de PLD para o ano de 2013 foram estabelecidos em R\$14,13/MWh e R\$ 780,03/MWh, respectivamente e para o ano de 2014 foram estabelecidos em R\$15,62/MWh. e R\$ 822,83/MWh.

Souza (2003), a venda de energia por meio de contratos de longo prazo reduz o risco de não recuperar o capital investido na usina devido a exposição a baixos valores de PLD. Em períodos com PLD alto tem-se uma maior probabilidade de ocorrência de inadimplência, assim os agentes tem interesse em vender energia por contratos como forma de evitar a participação em um possível rateio da inadimplência do MCP.

2.4.5.2 Mecanismo de Realocação de Energia

A operação hidrotérmica do SIN é realizada centralizadamente pelo ONS no intuito, dentre outros fatores¹³, de obter o melhor uso da água no País. Essa operação centralizada foi criada devido a existência de várias usinas construídas no mesmo rio, em cascata, e com proprietários distintos. Nessa condição, a operação otimizada para uma usina não necessariamente corresponde à operação otimizada de todo o SIN.

Desta forma, no Brasil, os agentes geradores não têm controle sobre sua geração, apesar de seus compromissos de venda de energia de curto e longo prazo.

Diante de tal particularidade na operação do SIN, e para mitigar os riscos dos investimentos em usinas hidrelétricas, foi criado o Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) que é um mecanismo de compartilhamento do risco hidrológico. O MRE abrange as usinas hidrelétricas sujeitas ao despacho centralizado do ONS, sendo facultativa a participação das PCHs.

Devido à grande extensão territorial do Brasil, há diferenças dos comportamentos na hidrologia entre cada sub-região do país. Uma região em período de seca gera, tradicionalmente, abaixo da média, enquanto uma região em período de chuva produz energia acima da média, o que resulta em transferência de energia entre essas regiões. Nesse sentido, a complementaridade hidrológica contribui com o compartilhamento do risco hidrológico.

O compartilhamento de risco ocorre pois o MRE realoca contabilmente a energia, transferindo o excedente daqueles que geraram além de sua GF (superavitários) para aqueles que geraram abaixo da GF (deficitários). Desta forma, o MRE garante que todas as usinas participantes atinjam ao menos as suas GFs independentemente da produção real de energia.

¹³ Otimização financeira da operação e atendimentos as normas de qualidade.

Nos casos em que a geração total no MRE é inferior a soma da GF das usinas que o compõe, o valor da GF de cada usina é multiplicado por um fator. Esse fator é o resultado proveniente da razão entre o total de geração e de GF do MRE no período sob análise.

A realocação de energia ocorre em um primeiro momento entre as usinas de um mesmo submercado e, o excedente, é disponibilizado, em um segundo momento, para outro submercado deficitário, até que as usinas alcancem a suas respectivas GFs, como ilustrado na Figura 11.

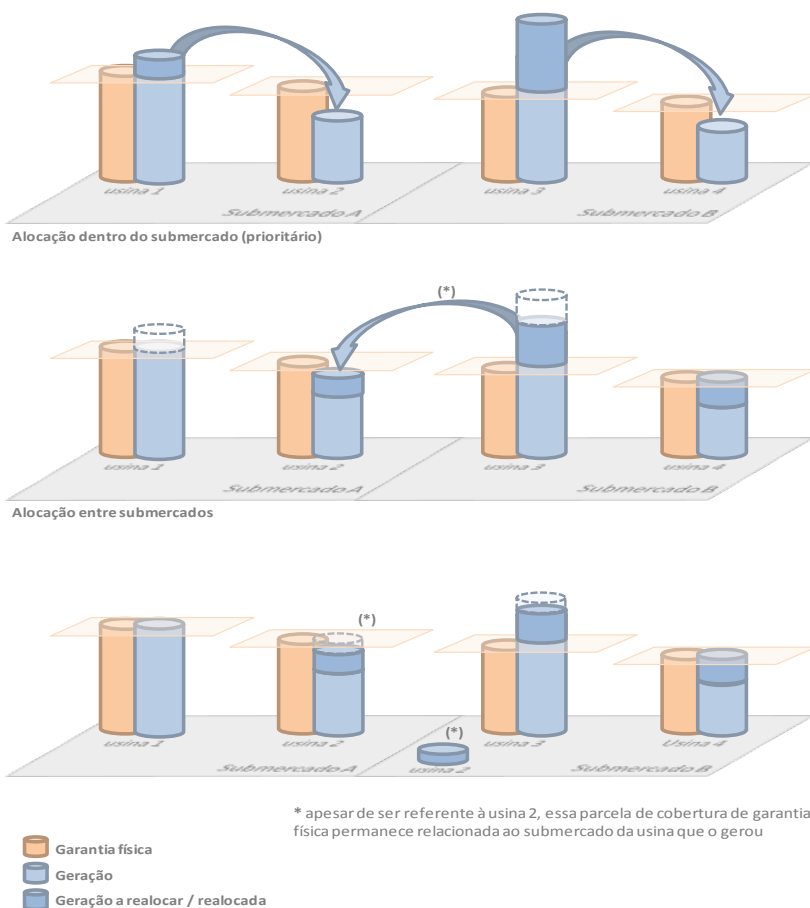


Figura 11: Alocação de Energia no MRE.

Fonte: CCEE (2013b).

Ressalta-se que, contabilmente, a energia alocada permanece vinculada ao submercado onde ela foi gerada, não havendo transferência física de energia para o submercado onde se localiza a usina deficitária.

Caso a energia total gerada no MRE seja maior que o total da GF do mesmo, o excedente será também rateado entre as usinas integrantes do MRE. Esse excedente é denominado de Energia Secundária (ES) e é alocado para todas as usinas do MRE em proporção da sua respectiva GF. De forma similar, a ES alocada permanece vinculada ao submercado onde ela foi gerada.

A energia realocada pelo MRE é liquidada por meio da Tarifa de Energia de Otimização¹⁴ (TEO), que é calculada tendo como referência os custos variáveis associados à operação e compensações financeiras pelo uso da água. Esta tarifa, expressa em R\$/MWh, é calculada pela ANEEL para compensar a energia disponibilizada por cada agente que participa do MRE.

2.4.5.3 Sazonalização da Garantia Física

Os valores atribuídos à GF de cada usina são valores anuais em MWh que podem ser convertidos em valores mensais, limitados pelo valor de potência da usina, expressos em termos de energia (MWh), por meio do processo de sazonalização, conforme ilustrado na Figura 12.

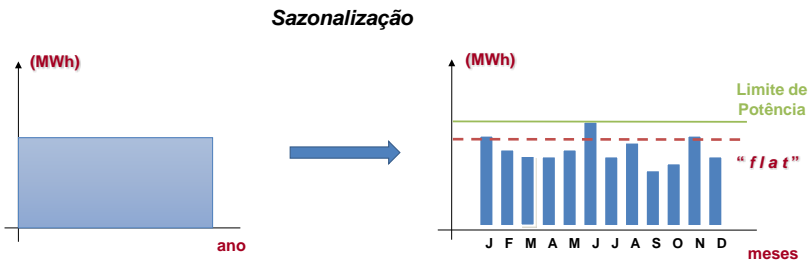


Figura 12: Sazonalização da Garantia Física Anual em Patamares Mensais.

O processo de sazonalização é uma etapa importante para um agente gerador devido à flexibilidade de contrato/geração que o mesmo oferece. Assim, o agente pode escolher estrategicamente em alocar mais

¹⁴ O valor da TEO, publicado pela ANEEL, para o ano 2013 é de R\$9,58/MWh e para o ano 2014 é de R\$10,54/MWh. (ANEEL, 2014).

energia para um dado mês no qual, por meio das projeções feitas, os lucros sejam maiores.

Cada agente do mercado deve informar no início do mês de dezembro para a CCEE a sua alocação da energia mês a mês a ser comercializada no ano seguinte; isto é, a sazonalização da GF é feita pelo agente. Caso não seja fornecido pelo agente, a CCEE considerará a sazonalização *flat*, na qual o montante é distribuído uniformemente ao longo dos meses do ano.

2.4.5.4 Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia

Para proporcionar maior segurança às operações de comercialização de energia e assegurar o cumprimento da legislação setorial foram previstas na Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, aplicações de penalidades técnicas. Dentre elas está a penalidade por insuficiência de lastro.

A atual metodologia de penalidades por insuficiência de lastro prevê que todos os agentes da CCEE, com exceções¹⁵, apresentem cem por cento de suas operações devidamente lastreadas.

“Desse modo, as operações, sejam elas de compra ou venda de energia elétrica ou potência, deverão ser lastreadas por algum empreendimento, sendo tal lastro constituído pela garantia física proporcionada por empreendimentos de geração própria ou de terceiros, neste caso, mediante a compra de contratos de energia ou potência.” (CCEE, 2014f, p. 4).

No caso do lastro de energia do agente gerador não ser suficiente para atender seus contratos de venda, esse será penalizado. Essa tarefa é de responsabilidade da CCEE, que notifica mensalmente aos agentes devedores as respectivas quantias associadas à penalidade (CCEE, 2013c). Esse cálculo feito pela CCEE, leva em consideração os doze meses precedentes ao mês de referência, conforme ilustrado na Figura 13 e Figura 14.

¹⁵ Excetuando-se o agente comercializador de energia de Itaipu, o agente comercializador de energia do Proinfa, o agente associado à contratação de Energia de Reserva, o perfil de agente que represente as usinas de Angra I e Angra II e os perfis de agente que representam as usinas cujas concessões foram prorrogadas nos termos do Decreto nº 7.805, de 14 de setembro de 2012.

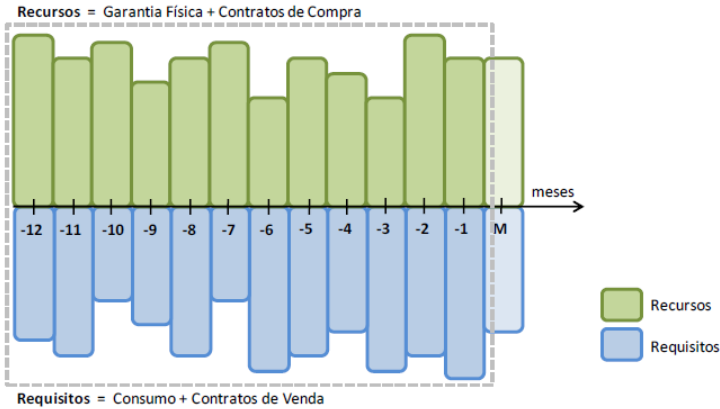


Figura 13: Balanço de Recursos e Requisitos para o Cálculo de Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia.

Fonte: CCEE (2014f).

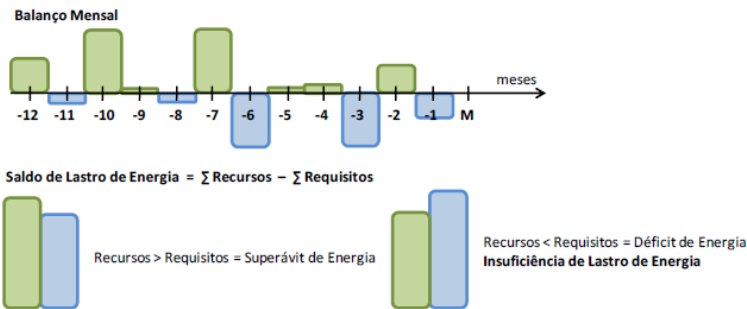


Figura 14: Saldo do Balanço de Recursos e Requisitos para o Cálculo de Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia.

Fonte: CCEE (2014f).

O cálculo da penalidade é feito por meio do balanço energético mês a mês do período em interesse. O balanço apura as quantidades dos contratos de compra e garantia física do mês (Recursos) e as quantidades dos contratos de venda de energia somado ao consumo do agente (Requisitos). Calculados os Recursos e os Requisitos de cada mês no período em questão, é possível calcular o saldo do lastro de energia da seguinte forma:

$$S_{LE} = \sum \text{Recursos} - \sum \text{Requisitos} \quad (1)$$

Caso o saldo de lastro de energia (S_{LE}) seja negativo (déficit) é calculado o valor da penalidade, sendo aplicada a razão de um doze avos do valor calculado de Insuficiência de Lastro de Energia, valorado ao Preço de Referência para Penalização, conforme a seguinte expressão:

$$ILE_m = \begin{cases} -S_{LE}, & \text{se } S_{LE} < 0 \\ 0, & \text{se } S_{LE} \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$PILE_m = \frac{ILE_m}{12} \times P_{ref_m} \quad (3)$$

em que:

$PILE_m$ é a Penalidade por Insuficiência de Lastro de Energia do agente no mês de apuração m (R\$);

ILE_m é a Insuficiência de Lastro de Energia do agente no mês de apuração m (MWh);

P_{ref_m} é o Preço de Referência para Penalização no mês de apuração m (R\$/MWh).

O preço de referência para penalização a ser paga pelo agente é o maior valor entre o Valor de Referência (VR)¹⁶ e o PLD médio do mês de apuração.

2.5 COMENTÁRIOS

Apresentou-se neste capítulo uma breve descrição do mercado de energia elétrica brasileiro, englobando desde a sua formação, organização, características, participantes e principais regras relacionadas ao tema deste trabalho.

No planejamento da comercialização de um agente gerador detentor de PCHS, e atuante neste mercado deve-se considerar todos os aspectos citados neste capítulo, visto que eles são determinantes nos procedimentos e resultados da comercialização, principalmente para um agente gerador que não possui poder de mercado, caso deste trabalho.

Para este agente, detentor de PCHs, deve-se avaliar as possíveis vantagens que o mercado proporciona, como a participação no MRE,

¹⁶ O VR é a média dos preços dos leilões de energia nova A-3 e A-5, ponderada pela energia contratada em cada leilão. Publicado pela ANEEL, o valor do VR para os anos de 2013 e 2014 é de R\$ 162,63/MWh e R\$ 111,60/MWh, respectivamente. (CCEE, 2014g)

para o compartilhamento dos riscos hidrológicos, e a sazonalização da GF, visando a elaboração de uma estratégia de comercialização que corresponda ao nível de retorno financeiro compatível com as metas do agente.

Porém, deve-se considerar também na comercialização de energia por meio de contratos no ACL e/ou no ACR, que há a obrigação do cumprimento de lastro para evitar as penalidades associadas à insuficiência do mesmo. Aliado a isso, existe a necessidade de evitar a exposição do agente ao MCP em cenários críticos, como cenários de PLD alto e falta de geração para cumprir os contratos, ou cenários de PLD baixo que não remunera o investimento da usina.

Desta forma, o agente deve ponderar a sua comercialização por meio de contratos bilaterais ou a liquidação de sua energia no MCP, com o intuito de maximizar os lucros da empresa.

Diante dos aspectos citados acima, este trabalho busca incorporar a problemática da comercialização de energia de um agente detentor de PCHs por meio de um problema de otimização estocástica, apresentado no Capítulo 3.

3 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA

Problemas de otimização estocástica têm por principal característica não dispor do conhecimento preciso de todos os dados envolvidos no processo no momento da tomada de decisão. Esta característica é verificada na maioria dos problemas de planejamento de sistema reais, nos quais a incerteza pode estar presente em alguns parâmetros do modelo devido, por exemplo, a eventos futuros desconhecidos.

O problema a ser resolvido neste trabalho visa, sobretudo, maximizar o retorno financeiro de um agente de geração detentor de Pequenas Centrais Hidrelétrica (PCHs), considerando um horizonte de estudo de até três anos. Em problemas dessa natureza, existem incertezas associadas à importantes aspectos, tais como os valores do Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), a geração hidrelétrica do parque gerador brasileiro e a geração individual das PCHs do agente. Caso tais incertezas sejam desprezadas, resultados insatisfatórios podem ser obtidos nas decisões de sazonalização da Garantia Física (GF) e de contratação de curto/longo prazo, que influenciam no fluxo de caixa da empresa de geração.

Nesse sentido, com o intuito de tornar o processo de tomada de decisão mais adequado, as incertezas devem ser modeladas por meio de variáveis aleatórias, levando em conta algumas importantes propriedades estatísticas a fim de tornar viável a modelagem matemática das mesmas.

Portanto, neste capítulo são abordados alguns conceitos básicos no que diz respeito à otimização estocástica tendo em vista as particularidades do problema de interesse deste trabalho. Em resumo, o objetivo principal consiste em apresentar aspectos fundamentais que surgem quando problemas de otimização são representados como modelos estocásticos.

3.1 CONCEITOS INICIAIS DOS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA

Diante das incertezas intrínsecas ao problema de interesse, o estudo dos aspectos que envolvem a solução de problemas de otimização sob incerteza torna-se mandatório.

“Quando se tem incerteza no valor desses dados, mas pode-se assumir que esse valor pertence a um conjunto de realizações possíveis, é possível

buscar uma solução que seja viável e otimize (minimize ou maximize) uma função objetivo fornecida, considerando todas as realizações” (DE MATOS, 2012)

A inclusão de incertezas em um modelo é dada por meio de variáveis aleatórias e o principal desafio na concepção dos algoritmos consiste em calcular o valor esperado da função objetivo a qual eminentemente está associado com a dimensão destas variáveis, que para casos práticos é sempre muito elevada. Mesmo em um problema com dimensão reduzida, é necessário fazer alguma simplificação e os algoritmos procuram, dentre suas peculiaridades, oferecer uma forma de aproximar adequadamente o valor esperado da função objetivo. Conseqüentemente, em razão das inerentes simplificações, modelos estocásticos defrontam-se com muitas dificuldades, as quais não são encontradas em modelos determinísticos¹⁷, como por exemplo: (i) como incluir as variáveis aleatórias no modelo? (ii) como resolver o problema de otimização correspondente? (iii) o que é uma solução ótima, isto é, como medir a qualidade de uma solução obtida?

De acordo com De Matos (2012, p. 41), “a inclusão de incertezas na modelagem pode ser feita por meio de variáveis aleatórias com uma Função Densidade de Probabilidade (FDP) conhecida.”. Nesta inclusão tem-se a ambição de representar todas as possibilidades de ocorrência dos eventos juntamente com as suas respectivas probabilidades, ou seja, são formadas diversas configurações de futuro (cenários) que abrangem desde os eventos futuros mais favoráveis até os mais críticos. As árvores de cenários, conjunto de cenários possíveis, apresentadas na Seção 3.2, representam graficamente a inclusão destas variáveis incertas na modelagem.

Por sua vez, na Seção 3.3 tem-se os modelos de otimização estocástica, que atuam na resolução da árvore de cenários, ou seja, na tomada de decisão sob incerteza e, tem por finalidade fornecer a melhor decisão em média a ser tomada.

Desta forma as seções seguintes abordam a representação das incertezas no problema de otimização (árvore de cenários), a metodologia de solução utilizada para resolver o problema por meio da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) e, por fim, a metodologia de aversão ao risco implementada no modelo (CVaR) para mitigar os riscos causados pelos cenários mais drásticos.

¹⁷ Modelos determinísticos são aqueles em que todos os dados do problema são conhecidos no momento da tomada de decisão.

3.2 ÁRVORE DE CENÁRIOS

A etapa de geração de uma árvore de cenários é crucial para a qualidade da solução de um modelo de otimização estocástica, visto que ela representa os possíveis eventos futuros do sistema modelado.

“Para gerar a árvore, devem-se conhecer quais são as possíveis realizações futuras (cenários) de todas as variáveis aleatórias envolvidas no problema, ou gerar estes cenários de alguma maneira sistemática. A cada possibilidade de ocorrência do evento é atribuída uma probabilidade.” (DE OLIVEIRA, 2007, p. 7).

Em modelos estocásticos, as variáveis incertas são tratadas como variáveis aleatórias, cuja FDP é conhecida (ou assumida conhecida), visto que a mesma pode ser estimada, por exemplo, com base em dados históricos.

De acordo com Sierra (2013, p.88), “Uma das metodologias mais utilizadas na literatura para esse tipo de variáveis aleatórias baseia-se na geração de cenários a partir de registros históricos. A utilização de registros históricos pode ser justificada pelo fato de que cenários ocorridos no passado podem acontecer novamente no futuro e, portanto, essa metodologia pode ser aplicada para representar fenômenos cíclicos.”

Após a geração de cenários, o próximo fator que merece destaque é a representação dessas incertezas que, em geral, são modeladas por meio de uma árvore de cenários. Nessa árvore, a cada estágio e nó ω , com exceção do primeiro em que os dados são conhecidos, está associada uma decisão para uma específica realização das variáveis aleatórias ξ , conforme ilustrado na Figura 15, para um caso com dois estágios.

Cada círculo da Figura 15, denominados de nós da árvore, está associado a uma realização das variáveis aleatórias para um determinado estágio de tempo. Cada nó possui apenas um nó antecessor, mas pode apresentar um ou mais nós sucessores. Se a árvore de cenários contiver mais de dois estágios (multi-estágios), cada nó em cada estágio terá n nós sucessores, com exceção dos nós do último estágio que não possuem nós sucessores, como ilustrado na Figura 16.

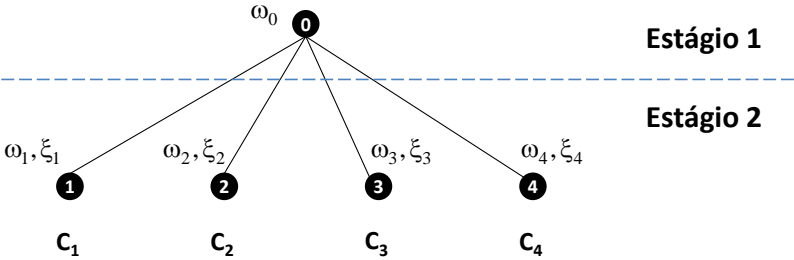


Figura 15: Exemplo de uma árvore de cenários.

Outra característica da árvore de cenários ilustrada na Figura 15, são os conjuntos de nós denominados cenários. Na figura, que possui quatro cenários (C), cada cenário é composto por dois nós, sendo o primeiro composto pelos nós 0 e 1.

A formulação clássica do problema de programação linear estocástico¹⁸ associada à Figura 15 pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 z(x_1) &= \max c_1^T x_1 + \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^\omega c_2^T x_2^\omega, \\
 \text{s.a: } &A_1 x_1 = b_1, \\
 &A_2 x_2^\omega + B_2 x_1 = b_2(\xi^\omega), \quad \omega \in \Omega_2 \\
 &x_1 \geq 0, x_2^\omega \geq 0.
 \end{aligned} \tag{4}$$

Em que:

- $z()$ função objetivo;
- x_1 vetor de decisões do primeiro estágio, tal que $x_1 \in \mathbf{R}$;
- t estágio de tempo da árvore de cenários no qual a decisão deve ser tomada;
- c_t vetor de custos incrementais relativo ao estágio t ;
- ω índice de realização da variável aleatória no segundo estágio;
- Ω_2 conjunto de realizações associadas ao segundo estágio;
- p_2^ω probabilidade referente a um nó ω no segundo estágio;
- x_2^ω vetor de decisões referente ao segundo estágio e nó ω , tal que $x_2 \in \mathbf{R}$;

¹⁸ É importante ressaltar que todos os aspectos teóricos aqui discutidos levam em conta a representação das variáveis aleatórias por um conjunto finito de realizações em um problema de programação linear.

- A_t matriz de coeficientes das restrições no estágio t ;
- b_1 vetor independente referente ao primeiro estágio;
- B_2 matriz de acoplamento entre o primeiro e segundo estágio;
- $b_2(\xi^\omega)$ vetor independente referente ao segundo estágio para um nó ω , que, por simplificação, será descrito como b_2^ω .

Na prática é desejável que o número de cenários seja relativamente modesto de tal modo que o modelo de otimização resultante possa ser resolvido em um tempo computacional moderado. Contudo, tem-se a ambição de que a solução também represente uma boa solução para o problema original.

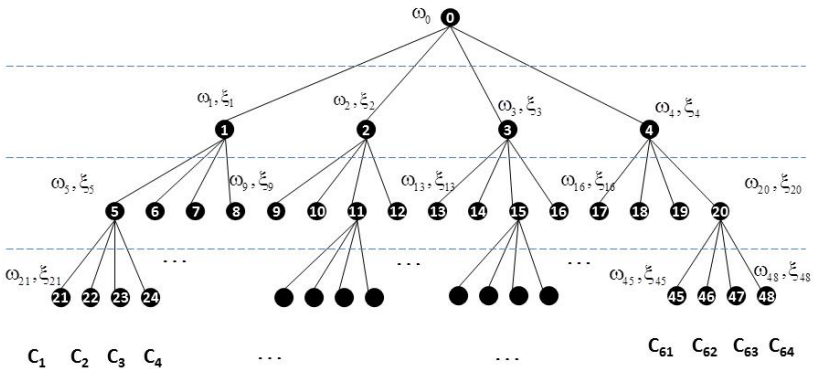


Figura 16: Árvore de cenários multi-estágios.

As árvores de cenários apresentadas nesta seção estão caracterizadas por possuírem apenas um nível em todos os estágios de tempo, com modelagem matemática igual. Na seção seguinte é apresentado o conceito de árvore de cenários de dois níveis.

3.2.1 Árvore de Cenários em Dois Níveis

No caso da modelagem proposta neste trabalho, em particular, alguns detalhes no tocante à árvore de cenários devem ser ressaltados. Ao contrário da árvore de cenários tradicional que considera um conjunto único de decisões, neste trabalho, baseado na modelagem e conceitos discutidos em Hellemo et al.(2012), as decisões foram separadas em dois grupos, ou seja, o conjunto de nós pode ser dividido em dois subconjuntos de nós: estratégicos ω^a (nós redondos) e

operativos ω (nós quadrados), conforme ilustrado na Figura 17. O índice t está representando o estágio de tempo.

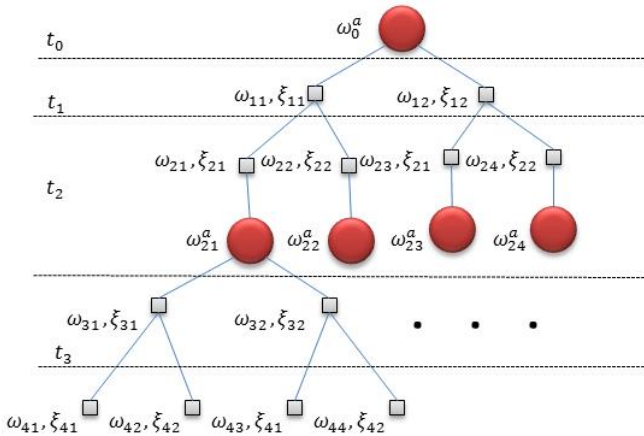


Figura 17: Árvore de cenários associada com a inclusão de incertezas nos nós operativos.

Fonte: Sierra (2013).

De forma sucinta, nos nós estratégicos, a sazonalização da GF e a venda de energia por contratos de médio e longo prazo são decididas, tendo como periodicidade uma vez antes do início de cada ano do horizonte de estudo. Por outro lado, nos nós operativos, as decisões tomadas nos nós estratégicos são analisadas e, por conseguinte, os devidos ajustes são efetuados de forma a maximizar a receita do agente. Por exemplo, tais ajustes podem se referir ao nível dos contratos de compra no mercado de curto prazo. Observe que, nesse caso, as variáveis aleatórias ξ estão basicamente associadas aos nós operativos. Os nós operativos são definidos para cada mês de estudo, nesse sentido, é possível dizer que para um horizonte igual a três anos de estudo, 39 estágios (três estratégicos e 36 operativos) são considerados.

Além das incertezas associadas à geração, ao PLD e à GF, o preço dos contratos de longo prazo e seus respectivos montantes de energia comercializados também podem ser considerados incertos. Em outras palavras, diferentes tipos de conjuntos de contratos são considerados do final do primeiro ano em diante para cada nó estratégico, adicionando, assim, incertezas aos nós estratégicos relacionadas com a variável aleatória ξ^* , conforme destacado na Figura 18.

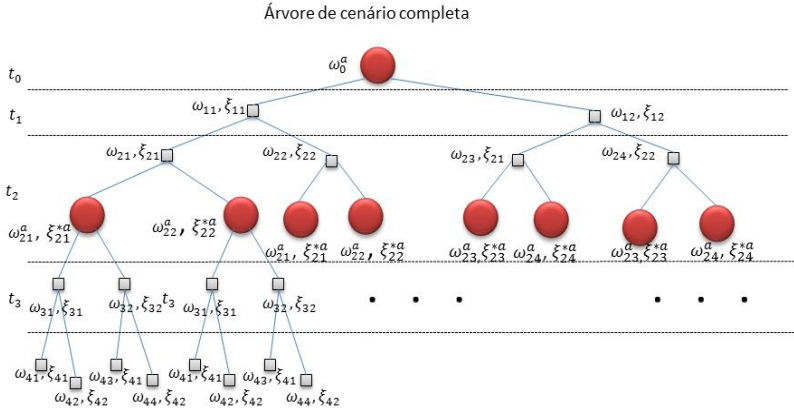


Figura 18: Árvore de cenários associada com a inclusão de incertezas também nos nós estratégicos.

Fonte: Adaptado de Sierra (2013).

Por conseguinte, há um aumento do tamanho do problema e das possibilidades de contratos futuros do agente de geração. Contudo, isso torna a modelagem do problema mais próxima da realidade do agente gerador, uma vez que existem diferentes expectativas futuras de contratos em função de vários aspectos, como por exemplo os níveis esperados de PLD.

3.2.2 Redução da Árvore de Cenários

Em virtude do crescente aumento do tamanho problema em função de uma modelagem mais adequada à realidade do agente de geração, a solução do problema requer um esforço computacional considerável. Assim, neste trabalho foi estudada uma redução alternativa da árvore de cenários.

O conceito consiste em desacoplar os nós operativos entre os anos de estudo, conforme ilustrado na Figura 19. Ao final do primeiro ano, os nós operativos não apresentam conexões com os nós estratégicos de segundo ano. Isso permite uma redução substancial do número de subproblemas à serem resolvidos, embora as seguintes considerações sejam necessárias:

- (i) Não existe possibilidade de contratos de compra de curto prazo que se estendam entre os anos; ou seja, todos os

- contratos de compra de curto prazo devem ter vigência válida somente no ano em que o contrato é firmado;
- (ii) A conexão entre os anos será de responsabilidade dos nós estratégicos, cuja informação dos nós operativos será sempre atualizada em decorrência da resolução das subárvores à eles conectadas;
 - (iii) A análise da insuficiência de lastro de energia não irá considerar os contratos de curto prazo de compra de energia firmados no ano anterior, sendo esta uma abordagem pessimista que mantém a segurança no atendimento de tal restrição.

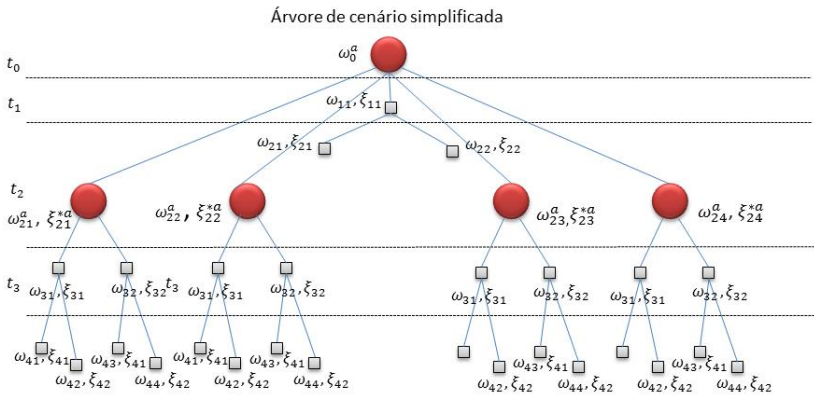


Figura 19: Árvore de cenários simplificada.

Fonte: Adaptado de Sierra (2013).

Os detalhes que dizem respeito à implementação envolvendo os aspectos teóricos são descritos no Capítulo 4, no qual é apresentada a formulação matemática do problema.

3.2.3 Relação entre as Incertezas de Contratos e PLDs

Como discutido na Seção 3.2.1, nos nós estratégicos são definidas a sazonalização de GF e as vendas de energia (contratos de longo prazo), tendo em vista as incertezas relacionadas com o preço dos contratos de longo prazo e suas respectivas quantidades comercializadas. Ou seja, o único fator que diferencia cada realização futura é apenas o valor do preço e da quantidade máxima que pode ser comercializada.

Para exemplificar, considere a Figura 20 a seguir. No segundo ano de estudo, t_2 , os três nós em questão apresentavam o mesmo perfil de contrato com diferenças apenas no preço e na quantidade. De forma mais explícita, considerando que o nó estratégico verde corresponde aos preços mais baixos, o nó amarelo aos preços médios e, por sua vez, o nó vermelho é constituído pelos contratos mais caros. Dessa forma, condições distintas de acordo com as perspectivas das variáveis aleatórias (PLD, geração hidrelétrica do SIN e geração das PCHs) poderiam ser consideradas no processo de decisão dos contratos.

Isto posto, tem-se uma expectativa de valores e quantidades máximas distintas para um dado contrato, dependendo da condição em que se inicia o ano. Por exemplo, no início de 2012 os contratos foram vendidos a preços inferiores quando comparado com o início de 2013, em função da expectativa de valores do PLD (em Janeiro/2012 o PLD médio do Sul estava em 23,14 R\$/MWh e em Janeiro/2013 o valor foi de 413,95 R\$/MWh).

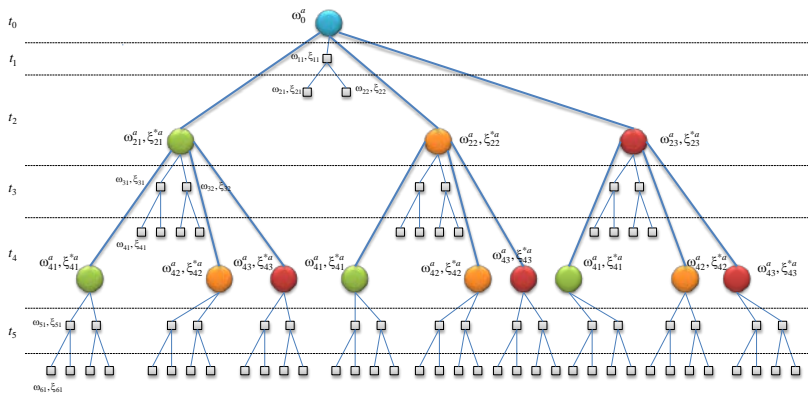


Figura 20: Modelo 0 de inserção das incertezas.

No entanto, no modelo acima, não há nenhuma relação entre os contratos e a projeção de PLDs observada nos nós operativos. Assim, essa ideia não é muito consistente com a realidade de mercado atual. Logo, os cenários de PLD e geração hidrelétrica total foram gerados de forma a manter uma compatibilidade com o perfil dos contratos de cada um dos nós estratégicos. Com isso, é possível manter uma coerência entre a definição de carteiras futuras de contratos e as variáveis aleatórias em questão, evitando inconsistências no resultado final.

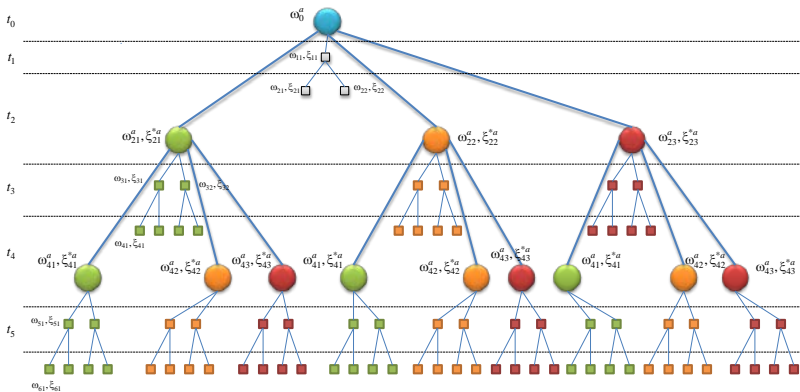


Figura 21: Modelo 1 de inserção das incertezas.

Nesse sentido, é possível relacionar contratos de baixo valor com perfis de PLDs baixos no ano em que tais contratos entrarão efetivamente em vigor, por exemplo. Em outras palavras, nós estratégicos constituídos de carteiras com preços mais baixos (nó verde, Figura 21) estão associados a baixos PLDs no ano em que tais contratos são aplicados. De forma a manter a proporcionalidade entre os nós estratégicos, a metodologia utilizada neste trabalho consiste em dividir o conjunto de PLDs em um número de subconjuntos igual à quantidade de nós estratégicos. Assim, se houverem N cenários de PLDs e três nós estratégicos, dividem-se os PLDs em três subconjuntos com um terço (1/3) do total de cenários de PLD.

Após a definição da representação das variáveis por meio da árvore de cenários é fundamental definir o método de solução adequado com as características do problema a ser utilizado, conforme apresentado na seção seguinte.

3.3 MÉTODOS DE SOLUÇÃO

Nas recentes décadas, evoluções significativas no campo da otimização estocástica têm sido observadas, em especial, com relação às técnicas de solução. Tais técnicas podem ser divididas em grupos de acordo com as suas características, uma vez que visam explorar a estrutura dos problemas de formas distintas (MORTON, 1998).

De forma resumida, dois tipos de algoritmos podem ser citados: (i) soluções exatas e; (ii) métodos de amostragem. O primeiro grupo resolve o problema considerando todo o conjunto Ω (espaço amostral

finito) das variáveis aleatórias do problema. Por outro lado, os métodos amostrais utilizam apenas um subconjunto do espaço amostral original Ω ; ou seja, representam o espaço amostral de forma simplificada.

Tendo em vista que o tamanho de problemas estocásticos cresce com o número de estágios, realizações e variáveis envolvidas na formulação, entre outros aspectos de modelagem, resolvê-lo é algo não trivial. Por essa razão, o uso de algoritmos de decomposição torna-se mandatário na solução de problemas de grande porte, como é o caso do problema proposto neste trabalho.

Logo, com o intuito de viabilizar a resolução do problema em um tempo computacional aceitável, o método de amostragem utilizado neste trabalho é a PDDE (PEREIRA; PINTO, 1991), o qual é baseado no princípio de decomposição de Benders (BENDERS, 1962) e será detalhado nas subseções seguintes.

Com o objetivo de facilitar a compreensão do algoritmo de solução adotado, a Decomposição Aninhada (DA), um método de solução exato também baseado no princípio de Decomposição de Benders, será detalhado na sequência, antes da PDDE, dado que apresentam características bastante similares.

3.3.1 Decomposição Aninhada

A DA é largamente utilizada na literatura na solução de problemas estocásticos lineares multiestágios. Ela decompõe o problema estocástico original em subproblemas correspondentes aos nós da árvore de cenários. O propósito desse algoritmo consiste em resolver o subproblema correspondente ao primeiro estágio e gerenciar os demais estágios como outros subproblemas, resolvendo-os iterativamente. O processo iterativo do algoritmo, ilustrado na Figura 22, se divide basicamente em duas etapas:

- (i) Simulações *Forward* (recursão direta): equivalente às recursões diretas no tempo em que é calculada a receita de cada estágio com base nas aproximações disponíveis acerca do futuro, passando adiante as informações associadas às variáveis de estado do problema (X) até atingir o último estágio do horizonte;
- (ii) Simulações *Backward* (recursão inversa): relacionada com as recursões inversas no tempo em que as aproximações das receitas são efetivamente "construídas", retornando aos subproblemas dos nós antecessores até atingir o primeiro estágio sob a forma de restrições, conhecidos como Cortes de

Benders (α), que valoram a receita futura associada aos respectivos subproblemas sucessores.

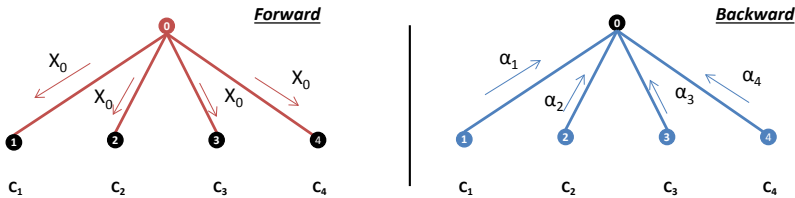


Figura 22: Processo Iterativo (*Forward-Backward*) da DA.

A ideia de resolver os subproblemas de forma recursiva pode ser associada ao acoplamento temporal entre as decisões. Ou seja, as decisões do primeiro estágio alteram as condições iniciais do estágio seguinte e, assim, tais decisões devem ser iterativamente ajustadas a fim de encontrar a solução ótima para o problema.

Silva e Gonçalves (2008, p. 36) comentam sobre as variáveis que formam o elemento de conexão temporal entre os estágios de tempo: “Tal característica é comumente encontrada em problemas multi-período de otimização, onde um específico grupo de variáveis acopla todas as demais variáveis do problema ao tempo”.

Para a árvore de cenários ilustrada pela Figura 15, por exemplo, o problema pode ser, portanto, escrito de forma equivalente à (3)-(4), da seguinte forma:

$$\begin{aligned} z_1 &= \max c_1^T x_1 + Q_2(x_1), \\ \text{s.a: } &A_1 x_1 = b_1, \\ &x_1 \geq 0, \end{aligned} \quad (5)$$

em que:

$$Q_2(x_1) = \sum_{\omega \in \Omega} p_2^\omega z_2^\omega(x_1), \quad (6)$$

e para $\omega \in \Omega$:

$$\begin{aligned} z_2^\omega(x_1) &= \max c_2^T x_2^\omega, \\ \text{s.a.: } &A_2 x_2^\omega = b_2^\omega - B_2 x_1, \\ &x_2^\omega \geq 0. \end{aligned} \quad (7)$$

Na função objetivo de (5) há um termo que representa o valor esperado da receita de segundo estágio $Q_2(x_1)$ como função das decisões de x_1 . Com base nessa formulação, o subproblema de primeiro estágio pode ser resolvido isoladamente com base na expectativa da receita de segundo estágio. Diante dessa consideração, torna-se possível resolver os subproblemas de segundo estágio (7) de acordo com as decisões do vetor x_1 .

De forma detalhada, a solução ótima de (5), x_1^* , é utilizada na resolução dos subproblemas de segundo estágio, conforme destacado abaixo.

$$\begin{aligned} z_2^\omega(x_1^*) &= \max c_2^\top x_2^\omega, \\ \text{s.a. : } A_2 x_2^\omega &= b_2^\omega - B_2 x_1^*, \\ x_2^\omega &\geq 0. \end{aligned} \quad (8)$$

O Problema (8) deve então ser solucionado para todas as realizações ω de segundo estágio. Nessa etapa do processo (primeira recursão direta), apesar de as decisões x_2^ω serem ótimas para uma condição inicial dada por x_1^* , dificilmente o conjunto de solução (x_1^*, x_2^ω) será a solução ótima para o problema. Isso porque a decisão x_1^* foi tomada sem qualquer informação acerca das consequências futuras.

Desse modo, é necessário adicionar ao primeiro estágio informações que indiquem as consequências dessas decisões no estágio seguinte (etapa de recursão inversa).

Portanto, para o caso de um problema de otimização de dois estágios, o Corte de Benders é uma função linear adicionada ao problema de primeiro estágio como restrição, o qual é originado a partir da resolução do dual do problema de segundo estágio, que permite estimar limites da região viável para o problema de primeiro estágio. Esta construção dos cortes pode ser estendido para o problema de N estágios

Para tanto, considere inicialmente o seguinte problema dual de (8):

$$\begin{aligned} z_2^\omega(x_1^*) &= \min_{\pi_2^\omega} (b_2^\omega - B_2 x_1^*)^\top \cdot \pi_2^\omega, \\ \text{s.a: } A_2^\top \pi_2^\omega &\geq c_2, \end{aligned} \quad (9)$$

em que,

π_2^{ω} vetor de multiplicadores de Lagrange associados às restrições do problema primal.

Isto posto, a solução ótima do problema dual (9) é dada por $\pi_2^{\omega^*}$ e $z_2^{\omega^*}$, para $\omega \in \Omega_2$. Com as soluções de ambos os estágios, primeiro e segundo, é possível calcular um Corte de Benders (BENDERS, 1962) que é dado por:

$$\alpha_2 - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} \pi_2^{\omega T} B_2 x_1 \leq \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} z_2^{\omega_i} - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} \pi_2^{\omega T} B_2 x_1^*, \quad (10)$$

em que:

α_2 variável que representa uma aproximação da receita futura esperada do segundo estágio

Pode-se então, adicionar o corte de Benders (10) ao problema de primeiro estágio, da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \max \quad & c_1^T x_1 + \alpha_2, \\ \text{s.a:} \quad & A_1 x_1 = b_1, \\ & \alpha_2 - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} \pi_2^{\omega T} B_2 x_1 \leq \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} z_2^{\omega_i} - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^{\omega} \pi_2^{\omega T} B_2 x_1^*, \quad (11) \\ & x_1 \geq 0, \alpha_2 \leq \alpha_2^{MAX}, \end{aligned}$$

Então, a estratégia de solução da DA consiste em um processo iterativo em que uma solução para o primeiro estágio é calculada levando em consideração todas as aproximações existentes da receita futura. Por conseguinte, caso o problema não tenha atingido a convergência, um novo Corte de Benders é construído e adicionado ao problema de primeiro estágio (nova etapa de recursão inversa). Este processo iterativo da DA continua adicionando cortes até que o critério de convergência seja atendido.

O critério adotado compara, a cada iteração, o valor da receita total associada ao primeiro estágio (limite de receita superior - Z_{sup}) ao valor da soma das receitas individuais associadas a todos os subproblemas respeitando suas respectivas probabilidades em ambos os estágios (limite de receita inferior - Z_{inf}). Caso esse valor seja menor ou

igual a uma tolerância estabelecida, o processo iterativo deve ser interrompido.

$$Z_{\text{sup}} = c_1^T x_1^* + \alpha_2, \quad (12)$$

$$Z_{\text{inf}} = c_1^T x_1^* + \sum_{\omega \in \Omega_2} p_2^\omega c_2^T x_2^\omega \quad (13)$$

Por fim, a Figura 23 ilustra, esquematicamente, a evolução de Z_{inf} e Z_{sup} ao longo das iterações. É possível observar um comportamento típico de um algoritmo baseado na decomposição de Benders, conforme são os casos da DA e da PDDE.

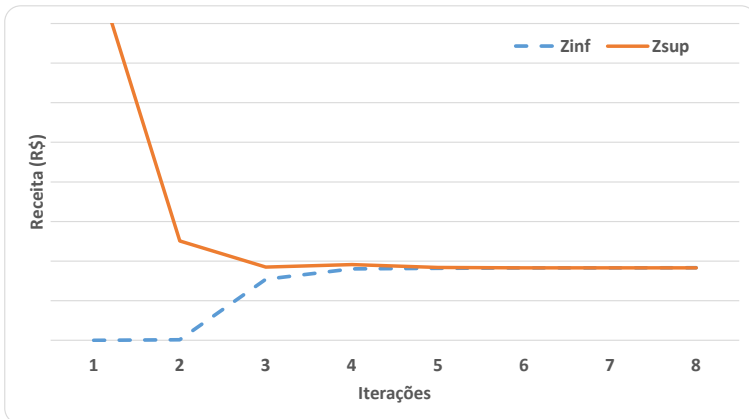


Figura 23: Convergência da DA (evolução do Z_{inf} e Z_{sup}).

Desta forma, as primeiras iterações, em geral, apresentam uma distância significativa entre os limites de receita superior e inferior, pois é muito difícil englobar no algoritmo informações de bons pontos de partida. Neste exemplo em particular, isso se reflete em valores muito distintos entre os Z_{inf} e Z_{sup} até a quarta iteração.

Com base no problema de Programação Estocástica (PE) de dois estágios, é possível apresentar o modelo para um problema PE multistágio. A formulação a seguir, representa um problema para um determinado nó ω_t no estágio t do processo da DA.

$$\begin{aligned}
& \max c_t^T x_t^{\omega_t} + \alpha_{t+1} \\
& \text{s.a: } A_t x_t^{\omega_t} = b_t^{\omega_t} - B_t x_{t-1}^{\omega_{t-1}}, \\
& \alpha_{t+1} - \sum_{\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)} p_{t+1}^{\omega_{t+1}} \pi_{t+1}^{\omega_{t+1}T} B_{t+1} x_t^{\omega_t} \leq \sum_{\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)} p_{t+1}^{\omega_{t+1}} z_{t+1}^{\omega_{t+1}*} - \sum_{\omega_{t+1} \in \Delta(\omega_t)} p_{t+1}^{\omega_{t+1}} \pi_{t+1}^{\omega_{t+1}T} B_{t+1} x_t^{\omega_t*}, \quad (14) \\
& x_t^{\omega_t} \geq 0, \alpha_{t+1} \leq \alpha_{t+1}^{MAX}.
\end{aligned}$$

em que:

$\Delta(\omega_t)$ conjunto de nós sucessores ao nó ω_t .

Todas as etapas previamente descritas podem ser estendidas para o caso multiestágio. É de conhecimento comum que o esforço computacional da DA tende a ser excessivo na solução de problemas de grande porte, uma vez que há um aumento exponencial do problema com o aumento do número de estágios e/ou cenários. Por essa razão, o uso de métodos amostrais, como é o caso da PDDE, pode ser mais interessante pois propiciam a resolução do problema em um tempo computacional aceitável.

3.3.2 Programação Dinâmica Dual Estocástica

De forma análoga a DA, a PDDE também se baseia no princípio de Decomposição de Benders, porém a PDDE é classificada como um método amostral e difere da DA por uma razão fundamental: na PDDE são sorteados¹⁹ aleatoriamente alguns cenários da árvore para evitar que seja necessário percorrer todos os caminhos da árvore durante as recursões diretas e inversas. A Figura 24 ilustra a estratégia de amostragem da PDDE.

¹⁹ Configuração do sorteio: suponha que em um lançamento de uma moeda honesta, cujo sorteio é modelado por uma variável aleatória Y tal que $Y = 1$ quando o resultado é cara e $Y = 0$ quando o resultado é coroa. Se desejarmos aproximar a média dessa variável aleatória, que é $1/2$, podemos lançar a moeda, por exemplo, 100 vezes. Somando-se os valores obtidos de Y e dividindo essa soma por 100 espera-se que essa média seja próxima de $1/2$.

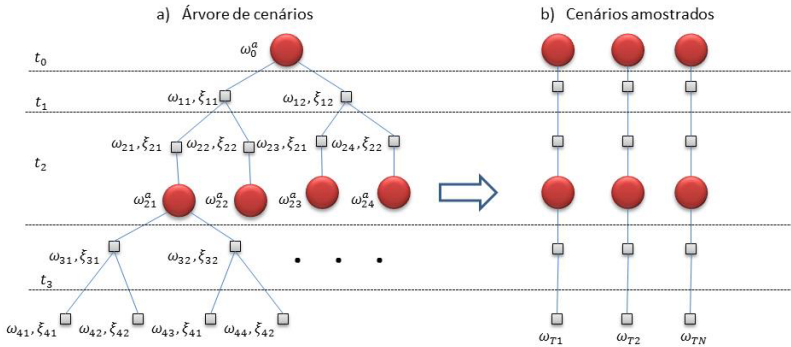


Figura 24: Árvore de cenários completa e os cenários amostrados na PDDE.

De forma resumida, na PDDE, a recursão direta visita uma sequência de cenários C sorteados iterativamente, os quais são definidos por uma sequência de nós ω_t para $t = 1, \dots, T$. Por conseguinte, a recursão inversa visita os mesmos cenários no sentido inverso (do estágio T para o segundo estágio) construindo cortes de Benders.

De acordo com De Matos (2012), uma característica importante para a aplicação da PDDE é o compartilhamento de cortes entre os nós do mesmo estágio para viabilizar a convergência do algoritmo, visto que apenas alguns cenários são visitado no processo da PDDE.

Nesse contexto, convém comentar que segundo Infanger e Morton (1996), um problema de programação linear estocástico pode ter solução viável para todos os nós do mesmo estágio sempre que a matriz A_t e a região viável do problema dual, determinada pelas restrições já criadas e, por conseguinte, associadas aos coeficientes de α_{t+1} e x_t^{or} de todos os cortes de Benders, seja igual para todos os nós ω_t de um determinado estágio t . Adicionalmente, para De Matos e Finardi (2012) no caso de árvore construída a partir de amostras comuns, com as condições anteriores, pode-se compartilhar o corte propriamente dito.

Como exemplo, para a aplicação da PDDE na árvore de cenários da Figura 17, que apresenta diferentes conjuntos de contratos de longo prazo no nível estratégico, um corte calculado para um determinado nó do nível operativo só pode ser compartilhado com outros nós operativos quando se tem a mesma perspectiva de futuro (conjunto de contratos de longo prazo) em ambos os nós. Esse fato não ocorre em nós operativos que estão abaixo de diferentes realizações dos nós estratégicos, visto que a disponibilidade de contratos é diferente entre os nós.

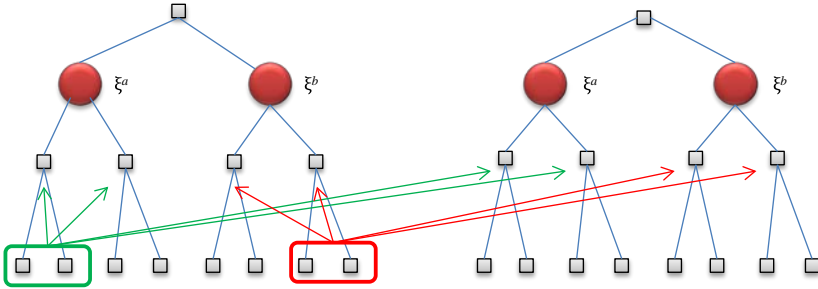


Figura 25: Compartilhamento de Cortes da Árvore com Incerteza nos Contratos.

Com base na Figura 25 é possível visualizar que há dois conjuntos de contratos possíveis (denominados de ξ_a e ξ_b), sendo possível compartilhar cortes de acordo com a figura. Assim, os nós que recebem os cortes vermelhos não podem receber o verde, e vice-versa.

Da mesma forma que na DA, avalia-se a convergência do algoritmo da PDDE ao final de cada recursão direta; portanto, é verificada a aproximação do Z_{inf} e Z_{sup} de acordo com (15) e (16):

$$Z_{\text{sup}} = c_1^T x_1^* + \alpha_2^* \quad (15)$$

$$Z_{\text{inf}} = c_1^T x_1^* + \frac{1}{N_T} \sum_{C_{i=1}}^{N_T} \sum_{t=2}^T c_t^T x_t^{\omega_i^*} \quad (16)$$

em que N_T é o número de cenários C sorteados inicialmente.

Para cada cenário C sorteado a partir de amostras Independentes e Identicamente Distribuídas (IID) é definido um Z_{inf}^C conforme:

$$Z_{\text{inf}}^C = c_1^T x_1^* + \sum_{t=2}^T c_t^T x_t^{\omega_i^*}, \quad (17)$$

Contudo, na PDDE os valores de Z_{inf} e Z_{sup} não são suficientes para definir um critério de convergência, pois apenas parte dos cenários são avaliados e, portanto, têm-se valores aproximados do Z_{inf} . Assim, deve-se utilizar um critério de parada proposto por Pereira e Pinto (1991) baseado no teorema do limite central, em que é utilizada a informação dos desvios padrões ($\sigma_{Z_{\text{inf}}}$) dos Z_{inf}^C em relação ao Z_{inf} , o qual pode ser obtido pelo seguinte equacionamento:

$$\sigma_{z_{\text{inf}}} = \frac{1}{N_T} \sqrt{\sum_{\forall C} (Z_{\text{inf}} - Z_{\text{inf}}^C)} \quad (18)$$

Dessa forma, define-se que o algoritmo converge quando o Z_{sup} estiver dentro dos limites estabelecidos no seguinte Intervalo de Confiança (IC) de 95%:

$$Z_{\text{inf}} - 1,96 \frac{\sigma_{z_{\text{inf}}}}{\sqrt{N_T}} \leq Z_{\text{sup}} \leq Z_{\text{inf}} + 1,96 \frac{\sigma_{z_{\text{inf}}}}{\sqrt{N_T}} \quad (19)$$

Conforme discutido em Shapiro (2011), Homem-de-Mello, De Matos e Finardi (2011) e De Matos (2012) esse critério de convergência, baseado no IC, apresenta algumas dificuldades, sendo a principal dela a obtenção de uma política de qualidade inferior quando o IC está ajustado para níveis maiores de confiança.

Em decorrência dos aspectos citados acima, a estabilidade do Z_{sup} pode ser utilizada como critério de parada do algoritmo e, desta forma, será adotada neste trabalho. Os trabalhos de Shapiro (2011), De Matos (2012), Philpott e De Matos (2012) abordam com mais detalhes o algoritmo da PDDE.

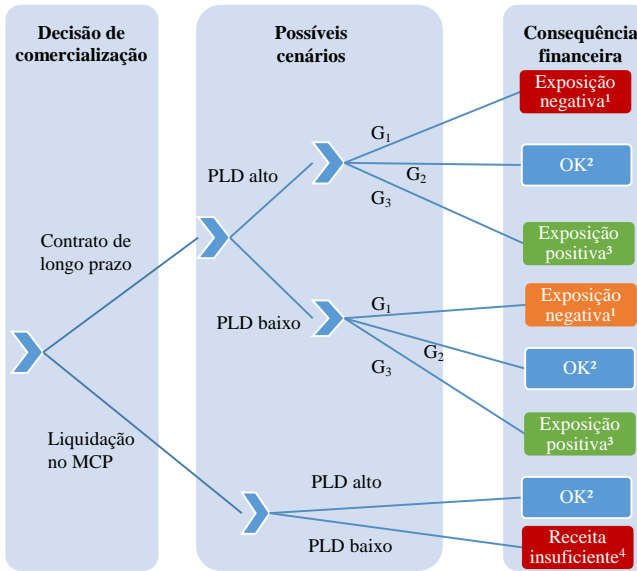
3.4 AVERSÃO AO RISCO

As metodologias de solução, DA e PDDE foram apresentadas na Seção 3.3 para um modelo neutro a risco, ou seja, o objeto de tal modelagem é obter o máximo valor esperado de receita levando em consideração as diferentes realizações das variáveis aleatórias do problema.

Porém, a utilização de uma política advinda de uma metodologia neutra a risco, na qual não há uma preocupação adicional com os cenários críticos²⁰, eventualmente, pode proporcionar perdas financeiras substanciais a um agente de geração. A Figura 26 ilustra as

²⁰ Para a um agente gerador, o cenário crítico no ambiente de comercialização, por exemplo, é aquele em que há uma combinação de PLD alto e exposição negativa ao mercado de curto prazo (necessidade de compra de energia para aportar contratos), ou a ocorrência de PLD baixo, no qual o valor pago pela energia no MCP é insuficiente para o retorno financeiro adequado às necessidades do agente.

consequências de uma estratégia de comercialização de acordo com alguns possíveis cenários.



Legenda:

G1: Geração insuficiente para atender contrato (déficit);

G2: Geração suficiente para atender contrato;

G3: Geração além da necessária para atender contrato (superávit);

¹ Compra de energia no MCP para cumprir contrato;

² Não há exposição no MCP;

³ Venda de energia no MCP;

⁴ Receita insuficiente para retorno financeiro do agente.

Figura 26: Possíveis cenários resultantes de estratégias de comercialização.

De acordo com Mayo (2012, p. 49) “o risco pode ser definido como sendo a possibilidade de ocorrência de um evento capaz de gerar impactos negativos no resultado financeiro de um negócio.” Portanto, para um agente exposto a incertezas contratuais e ao preço de curto prazo do mercado de energia, torna-se fundamental a gestão do risco.

Desta forma, a metodologia de aversão ao risco foi adotada a fim de permitir que o agente decisor adicione à modelagem do problema uma percepção de risco ao atribuir um peso mais significativo aos cenários que tendem a provocar as maiores perdas de receita.

Basicamente, o objetivo consiste em avaliar a cauda da distribuição de probabilidade das receitas na estratégia de solução adotada. A fim de mitigar essas perdas acentuadas em caso de ocorrência de tais cenários, métricas de aversão ao risco têm sido cada

vez mais usadas em problemas similares ao de interesse deste trabalho. Nas seções seguintes, os aspectos de metodologia são abordados em maiores detalhes.

3.4.1 Medida de Risco

As medidas de risco podem ser utilizadas para análise e nas ferramentas de gestão do risco em qualquer área de atuação, seja para mitigar o risco em um problema de gerenciamento de portfólio ou até mesmo na gestão do risco hidrológico, conforme adotado recentemente no planejamento da operação do sistema elétrico brasileiro (ANEEL, 2013a, 2013b).

A incorporação de medidas coerentes de risco em problemas de otimização requer a observância de algumas propriedades, tais como: convexidade, monotonicidade, homogeneidade positiva, entre outros, conforme destacado em Artzner et al. (1999).

Na literatura recente, é possível destacar a utilização do *Value-at-Risk* (VaR) como uma medida de risco. Ela representa ϕ -ésimo percentil a esquerda da distribuição de receitas, conforme ilustrado na Figura 27. Entretanto, a função VaR_ϕ é não-convexa mesmo quando as receitas sejam convexas. Considerando que a convexidade é um requisito para algoritmos, como a DA e a PDDE, inviabiliza-se o uso do VaR como uma medida de risco ao problema em questão. Assim, uma aproximação do VaR_ϕ com convexidade garantida é o *Conditional Value-at-Risk* (CVaR) (ROCKAFELLAR; URYASEV, 2002).

Logo, o CVaR tem sido comumente utilizado, uma vez que atende a todas as propriedades elencadas acima e ainda considera o valor esperado da cauda FDP da receita na qual residem os cenários com mais elevado risco para um específico valor ϕ , como ilustrado na Figura 27.

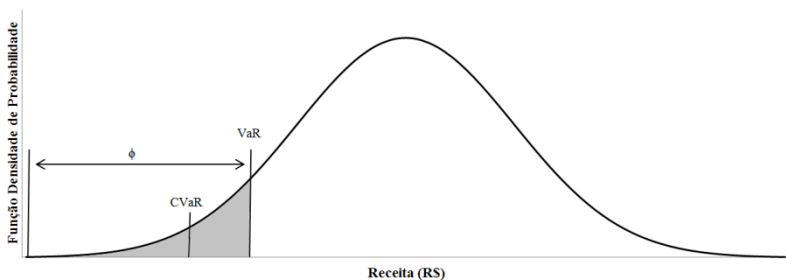


Figura 27: Distribuição de Receita com CVaR.

Com base nos aspectos supracitados e de acordo com Shapiro (2011) e Philpott, De Matos e Finardi (2013), o CVaR tem sido adicionado a modelos de otimização por meio de uma combinação convexa entre o valor esperado e o CVaR da receita, conforme (20).

$$\begin{aligned}\rho(Z) &= (1-\lambda)E[Z] + \lambda CVaR_{\phi}[Z], \\ CVaR_{\phi}[Z] &= \sup_u \{u + \phi^{-1}E[Z - u]_{-}\}\end{aligned}\tag{20}$$

em que:

$\rho(\cdot)$	métrica de risco;
Z	receita total;
λ	valor de ponderação entre o valor esperado e o CVaR ($0 \leq \lambda \leq 1$);
$E[.]$	valor esperado;
ϕ	percentil para o qual deseja obter o CVaR;
u	<i>Value-at-risk</i> (VaR).

O nível de aversão ao risco depende diretamente dos parâmetros ϕ e λ definidos previamente pelo decisor. Ou seja, na medida em que λ cresce, por exemplo, mais peso é atribuído aos $\phi(\%)$ cenários que tendem a proporcionar as maiores perdas.

3.4.2 Inclusão da Medida de Risco na PDDE

Existem duas estratégias para a inclusão do CVaR na PDDE: (i) a primeira aplicada diretamente à formulação do problema por meio da inclusão de mais uma variável de estado (PHILPOTT; DE MATOS, 2012); (ii) a segunda com inserção do CVaR durante o processo de construção dos cortes de Benders (SHAPIRO, 2011). Neste trabalho, foi utilizada a segunda estratégia na qual a aplicação do CVaR será feita por uma mudança na distribuição de probabilidade no momento da construção dos cortes (PHILPOTT; DE MATOS; FINARDI, 2013).

Assim, para ilustrar a aplicação da metodologia de aversão ao risco, considere o problema de dois estágios, o qual terá o problema de segundo estágio decomposto por nó da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
Q_2(x_1, \omega_2) &= \max c_2^T x_2 \\
\text{s.a :} & \\
A_2 x_2 &= b_2 - B_2 x_1, \quad [\pi_2], \\
x_2 &\geq 0.
\end{aligned} \tag{21}$$

Com isso, o problema de primeiro estágio é definido por:

$$\begin{aligned}
\max c_1^T x_1 + \rho(Q_2(x_1, \omega_2)) \\
\text{s.a :} & \\
A_1 x_1 &= b_1, \\
x_1 &\geq 0.
\end{aligned} \tag{22}$$

Durante a aplicação da PDDE, mais precisamente na etapa de recursão regressiva, são construídos os cortes de Benders. Em uma metodologia neutra a risco, a construção destes cortes considera os valores médios dos multiplicadores de Lagrange e das receitas para calcular a aproximação a ser adicionada no primeiro estágio. Com a metodologia de aversão ao risco, cada nó do segundo estágio tem um peso associado diferente no processo de construção dos cortes, o que garante que os cenários terão pesos diferentes de acordo com a decisão tomada. Portanto, o primeiro passo consiste em definir quais nós serão selecionados, a partir de um critério de percentil ϕ , para integrar o conjunto dos piores nós. Para isso é necessário definir o elemento i , que determina a fronteira deste conjunto conforme destacado a seguir:

$$\sum_{m=i}^M p_m \geq \phi \quad \text{e} \quad \sum_{m=i+1}^M p_m < \phi, \tag{23}$$

em que:

M número total de elementos (nós);
 p_m probabilidade associada ao nó m .

Com a seguinte exceção na definição de i :

$$i = M \quad \text{se} \quad p_M \geq \phi \tag{24}$$

Uma vez definido o valor de i , o passo seguinte consiste em determinar a nova probabilidade associada a cada nó ($p_m \theta_m$):

$$\rho(Z) = \sum_{m=1}^M p_m \theta_m Z(\omega_m) \quad (25)$$

em que,

$$\theta_m = \begin{cases} (1 - \lambda), & m < i, \\ (1 - \lambda) + \frac{1}{p_i} \left(\lambda - \frac{\lambda}{\phi} \sum_{n=i+1}^M p_n \right), & m = i, \\ (1 - \lambda) + \frac{\lambda}{\phi}, & m > i. \end{cases} \quad (26)$$

De posse de valores que correspondem às probabilidades de cada nó do segundo estágio é possível, assim, calcular a equação recursiva que será adicionada ao primeiro estágio conforme destacado em (27). Consequentemente, tem-se que o problema aproximado do primeiro estágio é dado por:

$$\max c_1^T x_1 + \rho(Q_2(x_1, \omega_2))$$

s.a :

$$A_1 x_1 = b_1, \quad (27)$$

$$\alpha_2 - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_\omega \theta_\omega \pi_2^{\omega T} B_2 x_1 \leq \sum_{\omega \in \Omega_2} p_\omega \theta_\omega z_2^\omega - \sum_{\omega \in \Omega_2} p_\omega \theta_\omega \pi_2^{\omega T} B_2 x_1^*,$$

$$x_1 \geq 0.$$

Desta forma, é possível aplicar a metodologia de aversão ao risco sem fazer grandes alterações na estrutura da PDDE da metodologia neutra a risco. É importante salientar que essa metodologia pode ser estendida para o caso de T cenários.

3.5 COMENTÁRIOS

Neste capítulo foram apresentados os conceitos de otimização estocástica que são necessários para a abordagem do problema de comercialização proposto neste trabalho. A otimização estocástica é utilizada neste trabalho, pois lida com a incerteza associada ao problema de planejamento da comercialização de energia elétrica, fornecendo ao decisor um vislumbre de possíveis cenários futuros e as suas consequências de acordo com a estratégia de comercialização adotada.

Para que esse objetivo seja atingido é necessário a representação das incertezas no problema, que é feita por meio da árvore de cenários. Para este problema a árvore de cenários inspirada no conceito de árvore de Hellemo et al. (2012), tem formato diferente da árvore de cenários tradicional, pois dá enfoque diferenciado para as estratégias de longo prazo e para a operação no curto prazo.

Após a construção da árvore, faz-se necessária a solução da mesma por meio de métodos de solução de otimização estocástica, DA e PDDE, apresentados neste capítulo. Para este trabalho será utilizada a PDDE, visto que apresenta soluções adequadas em um tempo computacional reduzido em relação a DA.

Porém, dado que a estratégia ótima de comercialização obtida dos métodos de solução é determinada por um valor esperado, faz-se necessário a utilização de técnicas de aversão ao risco para mitigar os riscos advindos de cenários com conjunturas negativas, ou seja, que associam fatores de cada variável incerta do problema, de forma a prejudicar a operação do agente, gerando prejuízos financeiros.

No próximo capítulo apresenta-se a formulação matemática do problema de planejamento de comercialização de energia tendo em vista todos os aspectos citados neste capítulo.

4 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO PROPOSTO

A formulação descrita neste capítulo tem o intuito, por meio de programação linear multi-estágio estocástica, de representar os aspectos relacionados a comercialização de energia elétrica no mercado brasileiro que impactam na estratégia de comercialização de um agente gerador detentor de um grupo de Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs).

Dentre estes aspectos, citados no Capítulo 2, estão representados nesta formulação: (i) a compra e venda de energia no Mercado de Curto Prazo (MCP); (ii) a sazonalização da Garantia Física (GF); (iii) a venda de energia por meio de contratos de médio e/ou longo prazo; (iv) a penalidade por insuficiência de lastro; e (v) a realocação de energia no Mecanismo de Realocação de Energia (MRE)²¹.

Também no âmbito da formulação encontram-se os aspectos incertos descritos anteriormente: o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), a geração das PCHs e geração das usinas do Sistema Interligado Nacional (SIN).

A representação destes aspectos inclusos na metodologia é feita na árvore de cenários de dois níveis, apresentada no Capítulo 3, e que diferencia os níveis, estratégico e operativo, de acordo com os aspectos que são decididos em cada nível e a sua periodicidade.

Esta configuração de árvore foi proposta por Hellemo et al. (2012) e segundo os autores, pode ser extremamente útil em diversas aplicações de planejamento de infra-estrutura, onde há um horizonte de planejamento de longo prazo para decisões estratégicas que são afetadas por decisões de operação e manutenção em períodos menores (curto prazo).

Para o problema de comercialização deste trabalho, no nível estratégico são tomadas as decisões que afetam o desempenho da comercialização no longo prazo. Estas decisões são feitas apenas uma vez ao ano e devem ser anteriores ao mês de janeiro. As decisões deste nível são a sazonalização da GF e a venda de contratos de médio e/ou longo prazo.

Por sua vez no nível operacional são tomadas as decisões que atuam nos aspectos da comercialização de curto prazo e que tem periodicidade mensal. Neste nível são avaliadas as decisões dos nós estratégicos e, a partir desta, são realizados contratos de compra ou

²¹ Caso o agente participe do MRE, visto que para PCHs a participação é facultativa.

venda no curto prazo, de acordo com os quesitos de realocação de energia do MRE e cumprimento de lastro para evitar penalizações.

Com base nas considerações acima, a formulação do problema é apresentada a seguir, destacando primeiramente as consequências do algoritmo na solução do problema, seguido dos aspectos matemáticos inerentes a participação do agente no MRE e, depois detalhando individualmente a formulação dos nós estratégicos e operativos.

4.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

O propósito da formulação matemática consiste em representar o problema real de acordo com a estratégia do algoritmo de solução e as particularidades envolvidas na solução do problema via PDDE.

O conjunto de formulações apresentadas nas Seções 4.1.2 e 4.1.4 descrevem o problema ilustrado pela Figura 18, denominado de árvore de cenários completa, na qual consideram-se todas as conexões, incluindo aquelas entre os nós operativos e estratégicos do ano seguinte.

E para o problema da árvore de cenários ilustrado na Figura 19, denominado de árvore de cenários simplificada, na qual ignoram-se as conexões entre os nós operativos com os estratégicos dos anos seguintes, é necessário o conjunto de formulações apresentado nas Seções 4.1.3 Subproblema dos Nós Estratégicos Associado a Árvore de Cenários Simplificada e 4.1.4 Subproblema dos Nós Operativos.

Desta forma, como a diferença entre a formulação das árvore de cenários completa e simplificada está na formulação do nível estratégico, ambas utilizam a mesma formulação para os nós operativos. Porém, deve-se destacar que os nós operativos do último estágio de cada ano, da árvore de cenários simplificada, não possuem cortes de Benders.

Na seção seguinte inicia-se a apresentação da formulação matemática com a representação das características de funcionamento do MRE.

4.1.1 Aspectos Matemáticos do MRE

Conforme descrito no Capítulo 2, o MRE foi criado para mitigar os riscos hidrológicos das usinas que integram o SIN, desta forma o intuito do MRE é de distribuir o excedente ou a falta de geração entre as usinas participantes que dividem o lucro ou o prejuízo do resultado da operação determinada pelo ONS.

Desta forma, tendo como base a GF do sistema, no MRE o excedente de geração deve ser distribuído entre os agentes participantes

de um mesmo submercado no primeiro momento. Caso ainda haja energia disponível, ela deve, em um segundo momento, ser distribuída entre os demais submercados. Embora seja aparentemente uma regra simples, a modelagem matemática dentro do contexto de um agente gerador não é trivial, uma vez que seria necessário saber, de antemão, a geração individual de cada agente para, assim, fazer a distribuição do excedente de forma adequada.

Deve-se considerar que, no caso da participação de um agente de geração no MRE, a sua energia alocada para fins de contabilização será afetada pela GF sazonalizada e pela geração hidrelétrica total das usinas do sistema. Com base nesses valores, um Fator de Ajuste de Garantia Física (GSF) pode ser, então, determinado. Considerando a árvore de cenários e os aspectos estocásticos anteriormente discutidos, o GSF pode ser calculado como exposto em (28) que, neste trabalho, estará associado à relação da geração hidrelétrica total ($GHIDRO_t^{\omega_t}$) do SIN do nó ω_t e a GF total do SIN ($GTOTAL_t$) no estágio t do horizonte de estudo. Ou seja, para cada nó ω_t e estágio t , tem-se um GSF associado.

$$GSF_t^{\omega_t} = \frac{GHIDRO_t^{\omega_t}}{GTOTAL_t}. \quad (28)$$

Em resumo, o GSF indica a quantidade relativa de energia que os participantes do MRE geram em relação à GF total do MRE. Neste trabalho, é considerada uma variável aleatória devido às incertezas relacionadas à geração hidrelétrica²².

Dado que o foco deste trabalho é um agente detentor de um conjunto de PCHs, a geração dessas usinas é muito pequena em relação ao grupo total de geração do submercado. Assim como em Sierra, (2013), algumas premissas importantes devem ser enumeradas, com o intuito de evitar a modelagem de todas as usinas hidrelétricas do submercado:

- (i) Como o conjunto de PCHs tem geração substancialmente inferior ao submercado ao qual pertencem, torna-se possível

²² Em problemas de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, as incertezas estão diretamente associadas às vazões afluentes, por exemplo. Nesse caso, como não se tem controle sobre a decisão de despacho das usinas, a geração e outras variáveis a ela relacionadas são consideradas incertas.

- desconsiderar que decisões de sazonalização da GF desse conjunto afetam a GF total do submercado e do SIN;
- (ii) Caso a geração hidrelétrica total seja maior que a GF total, então se considera que a energia realocada (cedida/recebida) para atingir a GF das usinas será sempre do submercado que as PCHs estão conectadas;
 - (iii) A energia secundária é alocada entre os submercados proporcionalmente às suas respectivas GFs do mês em estudo, sendo distribuída proporcionalmente à GF de cada agente dentro de cada submercado. É conveniente destacar que, nesses casos, o GSF é superior a 1. No entanto, neste trabalho, a energia secundária será separada do GSF, a fim de facilitar a modelagem do problema.

Como resultado de (iii), o cálculo do “novo” GSF (\overline{GSF}) é dado por (29).

$$\overline{GSF}_t^{o_t} = \begin{cases} 1, & \text{se } GSF_t^{o_t} > 1 \\ GSF_t^{o_t}, & \text{se } GSF_t^{o_t} \leq 1 \end{cases} \quad (29)$$

Essa opção é feita para evitar os problemas das regras de realocação de energia secundária no MRE, internamente e externamente ao submercado, permitindo que a mesma seja valorada ao PLD dos submercados de onde essa energia é gerada.

4.1.2 Subproblema dos Nós Estratégicos Associado a Árvore de Cenários Completa

Conforme citado anteriormente, os nós estratégicos, nós redondos da Figura 18, representam a tomada de decisão no longo prazo, visto que englobam todas as características inerentes a estratégia do problema para os próximos anos. Portanto, o subproblema a ser resolvido em cada nó estratégico tem por objetivo maximizar a receita futura (30), sujeito às restrições de contratos de venda de longo prazo²³ (33) e à sazonalização da GF²⁴ (31) e (32), conforme destacado a seguir:

²³ Os contratos de longo prazo podem ter duração de 1 a T meses, sendo T o número de meses do horizonte de tempo em estudo.

²⁴ A cada nó estratégico a sazonalização da GF é decidida apenas para o ano seguinte.

$$\max R_t = \alpha_{t+1} \quad (30)$$

s.a:

$$\sum_{t=1+12(a-1)}^{12a} g_{tk} = GFT_k, \quad k = 1, \dots, NM, \quad (31)$$

$$0 \leq g_{tk} \leq \overline{P}_k, \quad k = 1, \dots, NM, \quad (32)$$

$$0 \leq f_{jk} \leq H_{jk}, \quad \forall j = 1, \dots, NCL; k = 1, \dots, NM, \quad (33)$$

$$\alpha_{t+1} - \sum_{j=1}^{NCL} \sum_{k=1}^{NM} \gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)} \sum_{k=1}^{NM} \mu_{\tau ks} g_{tk} - \sum_{\tau=1}^t \sum_{j=1}^{NCC} \sum_{k=1}^{NM} \varphi_{\tau jks} y_{ijk} \leq \delta_s, \quad (34)$$

$$\forall s = 1, \dots, NCO,$$

$$\alpha_{t+1} \leq \alpha_{t+1}^{MAX},$$

em que:

- R_t receita esperada total do ano t ;
 α_{t+1} variável que representa a aproximação linear por partes da receita futura até o final do horizonte;
 a ano em estudo;
 g_{tk} garantia física sazonalizada pelo agente no estágio t e submercado k (MWh);
 GFT_k garantia física total da usina no submercado k (MWh);
 NM número de submercados;
 \overline{P}_k potência máxima da usina no submercado k (MWh);
 f_{jk} energia média vendida no contrato j de longo prazo e submercado k ;
 H_{jk} energia máxima que pode ser vendida por contrato j no submercado k (MWh);
 NCL número de contratos de longo prazo;
 s índice dos Cortes de Benders;
 γ_{jks} coeficiente angular dos contratos de longo prazo j no submercado k do corte s ;
 $\mu_{\tau ks}$ coeficiente angular da sazonalização do estágio τ (do primeiro estágio até dezembro do ano seguinte do nó estratégico) no submercado k do corte s ;
 NCC número de contratos de curto prazo;
 $\varphi_{\tau jks}$ coeficiente angular dos contratos de curto prazo j , no

	estágio τ e no submercado k do corte s ;
y_{ijk}	variável associada à decisão dos contratos de compra no curto prazo j no estágio t e submercado k (MWh);
δ_s	coeficiente linear do corte s ;
NCO	número de Cortes de Benders operativos;
α_{t+1}^{MAX}	valor máximo da variável que representa a aproximação linear por partes do nó operativo sucessor

Este problema está sujeito às restrições relacionadas a sazonalização da GF, que é o processo no qual a GF é distribuída de forma estratégica ao longo do ano com o intuito de atender aos contratos de longo prazo e diminuir a exposição ao MCP.

Dentre essas restrições está a restrição (31) na qual se tem que o somatório das GFs alocadas para cada mês seja igual à garantia física total das PCHs do agente e a restrição (32) que estabelece que a cada mês esse valor não pode ser superior à capacidade instalada das PCHs.

Ademais, tem-se a restrição limitando a capacidade de energia que pode ser vendida em um determinado contrato (33) e o conjunto de aproximações lineares (34), cortes de Benders, provenientes dos nós sucessores, utilizado pelo algoritmo de resolução para obter informações das receitas futuras até o final do horizonte de estudo.

As decisões de contratos e sazonalização tomadas nos nós estratégicos são repassadas para os nós operativos e, assim, sucessivamente, seguindo a estratégia do algoritmo adotado até que a convergência seja estabelecida.

4.1.3 Subproblema dos Nós Estratégicos Associado a Árvore de Cenários Simplificada

A simplificação proposta na formulação da árvore tem o intuito de avaliar o impacto na solução do problema caso a conexão entre decisões operativas e seus sucessores estratégicos de diferentes anos seja desconsiderada, condição que permite uma simplificação da árvore de cenários que pode ser observada na Figura 19. Da mesma forma que no caso da árvore de cenários tradicional com incerteza nos contratos, o compartilhamento de cortes só pode ser feito entre nós que tem o mesmo nó estratégico imediatamente anterior.

A principal diferença para o caso anterior decorre do fato de que deve-se modificar as formulações para permitir que a informação do ano seguinte chegue ao nó estratégico. Uma vez que com a desconexão entre os nós operativos e os próximos nós estratégicos não se tem qualquer

informação acerca da receita futura no último nó operativo de cada ano (referente ao mês de Dezembro). Com isso, o problema dos nós estratégicos pode ser apresentado de (35) a (40), em que se tem dois conjuntos de cortes principais: (i) um conjunto de cortes estratégico (39) que descrevem a receita esperada futura de Janeiro do ano seguinte até o final do horizonte de estudo; (ii) e um conjunto de cortes operativos (40) que projetam a receita esperada de Janeiro a Dezembro do ano que se inicia logo após o nó estratégico analisado.

$$\max R_t = \alpha_{t+1}^O + \frac{1}{(1 + \beta)^{12}} \alpha_{t+1}^E \quad (35)$$

s.a:

$$\sum_{t=1+12(a-1)}^{12a} g_{tk} = GFT_k, \quad k = 1, \dots, NM, \quad (36)$$

$$0 \leq g_{tk} \leq \bar{P}_k, \quad k = 1, \dots, NM, \quad (37)$$

$$0 \leq f_{jk} \leq H_{jk}, \quad \forall j = 1, \dots, NCL; k = 1, \dots, NM, \quad (38)$$

$$\alpha_{t+1}^E - \sum_{j=1}^{NCL} \sum_{k=1}^{NM} \gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)} \sum_{k=1}^{NM} \mu_{\tau ks} g_{tk} \leq \delta_s^E, \quad \forall s = 1, \dots, NCE, \quad (39)$$

$$\alpha_{t+1}^E \leq \alpha_{t+1}^{MAX},$$

$$\alpha_{t+1}^O - \sum_{j=1}^{NCL} \sum_{k=1}^{NM} \gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)} \sum_{k=1}^{NM} \mu_{\tau ks} g_{tk} - \sum_{\tau=1}^t \sum_{j=1}^{NCC} \sum_{k=1}^{NM} \phi_{\tau jks} y_{ijk} \leq \delta_s^O, \quad (40)$$

$$\forall s = 1, \dots, NCO,$$

$$\alpha_{t+1}^O \leq \alpha_{t+1}^{MAX}.$$

em que:

- β é o valor do fator de atualização monetária ;
- α_{t+1}^O variável que representa a aproximação linear por partes dos nós operativos sucessores;
- α_{t+1}^E variável que representa a aproximação linear por partes dos nós estratégicos sucessores;
- δ_s^E coeficiente linear do corte s dos nós estratégicos;
- NCE número de Cortes de Benders estratégicos.
- δ_s^O coeficiente linear do corte s dos nós operativos;

Na seção seguinte é apresentada a formulação matemática dos nós operativos, a qual é utilizada em ambas as configurações de árvore de cenários, completa e simplificada.

4.1.4 Subproblema dos Nós Operativos

Os nós operativos, nós quadrados da Figura 18 estão associados aos meses do horizonte de estudo e, portanto, são responsáveis por calcular a receita de cada mês. Assim, em resumo, o problema associado aos nós operativos tem por objetivo maximizar a receita mensal mais a expectativa futura do agente (41), sujeito a um conjunto de restrições (42) - (45), conforme destacado a seguir:

$$\begin{aligned}
 \max R_t^{\omega_t} = & \left[\sum_{k=1}^{NM} GE_{tk}^{\omega_t} PLD_{tk}^{\omega_t} \right. \\
 & + \sum_{k=1}^{NM} \sum_{j=1}^{NCL} (PCL_j - PLD_{tk}^{\omega_t}) f_{jk} DCL_{tj} \\
 & + \sum_k^{NM} (PLD_{tk}^{\omega_t} - TEO) dGF_{tk} \\
 & + \sum_{k=1}^{NM} \frac{g_{tk}}{GF_{tk}} ES_{tk}^{\omega_t} (PLD_{tk}^{\omega_t} - TEO) \\
 & - lack_t \cdot Vpen_t^{\omega_t} \\
 & \left. - \sum_{k=1}^{NM} \sum_{l=1}^{NCC} (PCC_l - PLD_{tk}^{\omega_t}) DCC_{tl} y_{ilk} \right] + \frac{\alpha_{t+1}}{(1+\beta)^t}, \tag{41}
 \end{aligned}$$

s.a:

$$GE_{tk}^{\omega_t} - g_{tk} \overline{GSF}_{tk}^{\omega_t} + dGF_{tk} = 0, \quad k = 1, \dots, NM, \tag{42}$$

$$lack_t \geq \frac{1}{12} \sum_{k=1}^{NM} \sum_{i=0}^{11} \left(\sum_{j=1}^{NCL} DCL_{(t-i)j} f_{jk} - g_{(t-i)k} - \sum_{l=1}^{NCC} DCC_{(t-i)l} y_{ilk} \right) \tag{43}$$

$$lack_t \geq 0,$$

$$0 \leq y_{il} \leq H_{il}, \quad \forall l = 1, \dots, NCC; k = 1, \dots, NM, \tag{44}$$

$$\begin{aligned}
 \alpha_{t+1} - \sum_{j=1}^{NCL} \sum_{k=1}^{NM} \gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)} \sum_{k=1}^{NM} \mu_{\tau ks} g_{tk} - \sum_{\tau=1}^t \sum_{j=1}^{NCC} \sum_{k=1}^{NM} \varphi_{\tau jks} y_{tjk} \leq \delta_s, \\
 \forall s = 1, \dots, NC, \tag{45}
 \end{aligned}$$

$$\alpha_{t+1} \leq \alpha_{t+1}^{MAX}.$$

em que:

$R_t^{\omega_t}$	receita esperada total do estágio t e nó ω_t ;
$GE_{tk}^{\omega_t}$	energia efetiva gerada pelo agente no estágio t , submercado k e nó ω_t (MWh);
$PLD_{tk}^{\omega_t}$	Preço de Liquidação das Diferenças no mês t , submercado k e nó ω_t (R\$/MWh);
PCL_j	preço do contrato de longo prazo j ;
DCL_{tj}	perfil do contrato de longo prazo j no estágio t ;
TEO	Tarifa Energética de Otimização (R\$/MWh);
dGF_{tk}	desvio de energia (negativo ou positivo) em relação à garantia física do agente no submercado k e estágio t (MWh);
GF_{tk}	Garantia Física total relacionada ao estágio t e submercado k (MWh);
$ES_{tk}^{\omega_t}$	Energia Secundária alocada no submercado k no mês t e nó ω_t (MWh);
$lack_t$	insuficiência de lastro de energia no estágio t (MWh);
$Vpen_t^{\omega_t}$	Valor da penalidade por insuficiência de lastro de energia no estágio t e nó ω_t (R\$/MWh);
PCC_l	preço do contrato de curto prazo l (R\$/MWh);
DCC_{tl}	perfil do contrato de curto prazo l no estágio t ;
$\overline{GSF}_{tk}^{\omega_t}$	novo fator de ajuste de energia alocada no estágio t , submercado k e nó ω_t .

Como pode ser observado na formulação dos nós operativos, a função objetivo (41) possui sete termos que se referem às receitas advindas das seguintes contribuições:

- (i) Energia gerada pelas PCHs do agente que é comercializada ao PLD no mesmo submercado no qual a usina está alocada;
- (ii) Contratos de venda de energia valorados ao preço do contrato. Nesse tipo de contrato, o agente precisa assumir os riscos associados aos custos de compra no MCP do submercado do consumidor;
- (iii) Energia recebida e/ou disponibilizada ao MRE de forma que apenas a energia alocada é comercializada pelo agente, que paga ou recebe a Tarifa de Energia de Otimização (TEO)

- dependendo do valor de dGF_{tk} (positivo, o agente paga; caso contrário, ele recebe);
- (iv) Energia Secundária (ES) recebida que deve ser valorada ao PLD do submercado que cedeu e, conseqüentemente, o agente deve pagar a TEO pelo montante recebido;
 - (v) Penalidade por insuficiência de lastro, sendo $Vpen_t^{01}$ o maior valor entre o PLD e o Valor de Referência (VR) em R\$/MWh;
 - (vi) Compra de energia com contratos de curto prazo;
 - (vii) Expectativa futura da receita, do estágio $t+1$ até o final do ano em estudo.

Assim, busca-se a maior receita possível considerando as penalidades por insuficiência de lastro de energia definida em (43) e o balanço de energia feito no MRE (42). Esta última, só faz parte do problema quando as usinas participarem do MRE, uma vez que a mesma determina qual vai ser quantidade de energia a ser transacionada no MRE internamente ao submercado, sendo representada pela variável de folga dGF_{tk} . É importante observar que quando o agente participa do MRE, a parcela destinada a ele para comercialização no MCP deixa de ser a geração efetiva e passa a ser a Energia Alocada que é dada pela multiplicação da GF sazonalizada e o GSF.

É conveniente comentar que os valores das decisões de GF e dos contratos de longo prazo são repassados dos nós estratégicos para os nós operativos. Conseqüentemente, nos subproblemas dos nós operativos, além dessas variáveis supracitadas, os contratos de curto prazo são também considerados como variáveis de estado e a sua restrição de limite é definida em (44).

Por fim, o conjunto de aproximações lineares (45), corte de Benders, utilizado pelo algoritmo de resolução para obter informações da política dos nós sucessores.

É importante ressaltar que esta formulação é válida para as árvores de cenários completa e simplificada, sendo que a diferença é que no caso da árvore simplificada não se tem cortes nos nós operativos que se referem ao mês de Dezembro.

4.2 COMENTÁRIOS

Neste capítulo apresentou-se a formulação matemática utilizada para obter a solução do problema de planejamento da comercialização

por meio da PDDE. Nela estão representadas as características inerentes ao problema de comercialização de um agente gerador de PCHs no ambiente de comercialização brasileiro.

É importante destacar que a implementação da aversão ao risco não altera a estrutura da formulação matemática, visto que a mesma apenas modifica, no momento da construção do corte de Benders, a probabilidade associada a cada nó.

No capítulo seguinte são apresentados os resultados dos estudos de casos para validação do modelo.

5 ESTUDOS DE CASOS

Neste capítulo são apresentados os estudos de casos que tem por objetivo destacar uma análise do portfólio de contratos considerando a participação do agente de geração no Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) com base na formulação apresentada no capítulo anterior.

Tendo em vista que os principais avanços metodológicos deste trabalho estão associados à adição de métricas de risco à modelagem do problema e algumas mudanças no que diz respeito à representação das incertezas associadas ao nó estratégico, neste capítulo são apresentados os principais resultados do modelo considerando os aspectos acima.

Inicialmente nesse capítulo são apresentadas as informações sobre os dados utilizados para a obtenção dos resultados que serão discutidos adiante, bem como uma descrição dos casos. No tocante à apresentação dos resultados, é possível dividi-la em três fases: (i) análise do critério de parada; (ii) comparação entre a estratégia adotada no que se referem às modelagens das incertezas nos nós estratégicos; (iii) análise entre a abordagem sem aversão ao risco e com aversão ao risco.

5.1 PARÂMETROS DOS ESTUDOS

Nesta seção são descritos os parâmetros utilizados nos casos que são analisados ao longo deste capítulo. Para tanto, foram selecionadas quatro configurações de árvore de cenários, conforme ilustradas na Tabela 3.

Para cada configuração de árvore foi estabelecida uma composição do conjunto de dados de contratos de longo prazo e PLD, a serem utilizados. A seguir, as denominações das composições utilizadas e as seguintes descrições:

- M0 (Figura 20): Composição da árvore de cenários em que não há relação entre os conjuntos de contratos de longo prazo e o PLD;
- M1 (Figura 21): Nessa composição da árvore de cenários tem-se uma relação entre os contratos de longo prazo e os PLDs. Como nos estudos são considerados três conjuntos de contratos para cada ano, os PLDs são divididos em três grupos para cada ano e eles são distribuídos nos grupos considerando o valor de Janeiro para o Subsistema Sul. Assim, tem-se um grupo para PLD baixo, médio e alto.

Adicionalmente é definido a modelagem a ser utilizada em cada configuração de árvore de cenários. São utilizadas as seguintes denominações para a modelagem:

- Completa (Figura 18): Consideram-se todas as conexões, incluindo aquelas entre os nós operativos e estratégicos do ano seguinte na árvore de cenário;
- Simplificada (Figura 19): Ignoram-se as conexões entre os nós operativos com os estratégicos dos anos seguintes na árvore de cenário.

Tabela 3: Descrição das configurações de árvore de cenários utilizadas nos estudos de casos.

Configuração da Árvore	Relação entre Variáveis Aleatórias (Contrato e PLDs)	Acoplamento entre Nós Estratégicos e Operativos
M0 Completa		X
M0 Simplificada		
M1 Completa	X	X
M1 Simplificada	X	

Os estudos são feitos considerando um horizonte de três anos, iniciando com a decisão de sazonalização e venda de energia por contratos para o ano de 2013. Para a geração de cenários de PLD e geração hidrelétrica do Sistema Interligado Nacional (SIN) foi utilizado o processo de formação do PLD que no Brasil decorre de modelos matemáticos utilizados pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Dessa forma, tem-se como principal alternativa o uso de um modelo de planejamento da operação energética de médio prazo para gerar realizações de PLD e geração hidrelétrica, como o proposto em Marzano, Melo e Souza (2003). Adicionalmente, ao usar o modelo para geração de cenários do PLD e despacho das usinas hidrelétricas mantém-se a forte conexão entre os dois, visto que quanto menor a geração das usinas hidrelétricas maior é a geração das usinas termelétricas e, conseqüentemente, o PLD.

Por isso, utilizou-se os dados do Programa Mensal da Operação (PMO) de Janeiro/2012 no modelo SMERA (DE MATOS; FINARDI, 2012) para gerar os cenários de PLD e de geração hidrelétrica do SIN, com o qual foram gerados 2.000 cenários. Dado que o elevado número de cenários tornaria inviável a solução do problema, desses foram

sorteados um subconjunto de 250 cenários utilizando uma técnica de amostragem conhecida como Monte Carlo, na qual se sorteiam valores aleatoriamente e de forma independente assumindo-se que cada um dos 250 cenários tem a mesma probabilidade de ocorrer (equiprovável).

A geração individual do agente foi baseada em dados históricos²⁵ com um período de 36 anos, conforme apresentado no APÊNDICE A. Nesta metodologia, assume-se que o agente possui apenas uma usina equivalente, a qual é resultado da soma de todas as usinas²⁶. Devido ao curto horizonte dos dados históricos, definiu-se por considerar uma modelagem sem dependência temporal, uma vez que não se tem argumentos suficientes para analisar algum aspecto da dependência. Dessa forma, verificou-se que uma FDP Log-normal seria a mais adequada. De acordo com Mello, Arruda e Ortolani (1994), a distribuição de probabilidade Log-normal é muito utilizada em hidrologia e climatologia. Isto decorre do fato de que fenômenos hidrológicos somente assumem valores positivos, da mesma forma que a geração de energia.

Dentro desse contexto, e relacionando com os aspectos supracitados neste trabalho, tem-se que a árvore de cenários é construída com 250 nós operativos sucessores a cada nó antecessor, sendo este nó antecessor do tipo operativo ou estratégico.

Os nós estratégicos foram construídos com um conjunto de contratos de longo prazo disponíveis para 2013 (primeiro nó da árvore), três conjuntos possíveis de contrato para o segundo ano e outros três conjuntos para o último ano. A quantidade de contratos nos conjuntos disponíveis no mesmo ano é mantida, porém a quantidade de contratos ofertada em um determinado ano pode ser diferente da quantidade ofertada nos demais anos. Com isso, tem-se três nós estratégicos sucessores a cada nó antecessor para formar a árvore de cenários. Para um mesmo ano de atuação, o perfil de cada contrato de longo prazo (meses em que ele atua) é mantido igual, sendo o contrato apenas diferenciado, entre nós estratégicos, nos quesitos valor (R\$/MWh) e quantidade máxima em MW disponível para comercialização. Os contratos de longo prazo estão apresentados no APÊNDICE B.

²⁵ Os dados históricos de geração foram baseados em dados reais de um agente do setor, porém para preservar as questões de confidencialidade, foram feitas modificações nos dados.

²⁶ Essa opção de modelagem pode ser adotada nesse caso, pois não se tem interesse no retorno de uma usina específica mas do retorno que as usinas de forma agregada podem propiciar ao agente.

De forma a modelar os contratos de compra de energia no curto prazo, considerou-se que nos casos em que há compra por meio de contratos com duração de um mês, este tem o seu preço atrelado ao valor do PLD²⁷ mais um adicional de 30%. Esse custo adicional se deve ao fato de que quando o agente firma um contrato de compra ao invés de comprar no Mercado de Curto Prazo (MCP), o agente está exposto à uma penalidade por insuficiência de lastro de energia e, portanto, outro agente de mercado cobra um preço superior para suprir essa deficiência de lastro.

A política de comercialização foi obtida pelo algoritmo da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) e ao final do processo faz-se uma simulação dessa política ótima obtida na PDDE nos 2.000 cenários fornecidos pelo SMERA. Dessa forma é avaliado o comportamento da política obtida, considerando parte dos cenários disponíveis pelo SMERA, em todos os cenários contidos no espaço amostral. Assim, os resultados apresentados nesse capítulo referem-se a uma compilação dos resultados referentes à simulação da política nos 2.000 cenários.

Nos dados que descrevem as PCHs é considerado um agrupamento das mesmas, ou seja, todas as PCHs são modeladas por uma PCH equivalente, a qual possui capacidade instalada de 70 MW e GF de 47,07 MW médios. A PCH equivalente está localizada no submercado Sul. Além disso, destaca-se que todos os estudos iniciaram considerando uma condição em que não se tem nenhum contrato de venda de energia firmado.

No estudo foi considerado um valor de Valor de Referência (VR) de R\$163,04 MW/h e um valor para Tarifa de Energia de Otimização (TEO) de R\$10,00/MWh, ambos os valores são iguais para todos os anos.

Por fim destaca-se que em todos os casos assumiu-se que o agente participa do MRE, visto que, de acordo com Sierra (2013), para um agente gerador detentor de PCHs a participação no MRE traz benefícios financeiros significativamente maiores do que em relação a não participação.

A implementação computacional foi desenvolvida na linguagem de programação C++, tendo como compilador o *Microsoft Visual Studio Express 2012 for Windows Desktop*. No que diz respeito ao *software* de otimização responsável pela solução do problema, o Gurobi em sua versão 5.5.0 foi adotado.

²⁷ PLD médio do mês e submercado do agente.

5.2 CRITÉRIO DE PARADA

Em função de alguns aspectos teóricos abordados na literatura, Shapiro (2011), Homem-de-Mello, De Matos e Finardi (2011), De Matos (2012) e Philpott, De Matos e Finardi (2013), especialmente em função da inserção do CVaR, não se pode utilizar o critério de parada tradicional que é apresentado na Seção 3.3.2. Isto posto, em muitos casos tem-se utilizado a estabilidade da receita superior (Zsup) como um critério de parada alternativo. Considerando que todo algoritmo precisa de um número máximo de iterações para garantir que o mesmo não fique em processamento por tempo indeterminado, nesse trabalho é utilizado o número máximo de iterações como critério de parada.

Nesse contexto, tem-se por objetivo, nesta seção, averiguar que o número de iterações escolhido (150/300) atende aos requisitos de estabilidade do Zsup. Nesse sentido, é analisada a convergência de quatro casos. Inicialmente, a Figura 28 ilustra o caso em que se termina o algoritmo com 150 iterações quando se considera o caso M1 Completa, enquanto a Figura 29 ilustra o caso M1 Simplificada ambas sem CVaR. É observado que antes mesmo de atingir 150 iterações o Zsup apresenta um bom nível de estabilidade, confirmando que as 150 iterações são suficientes para a convergência desses dois casos.

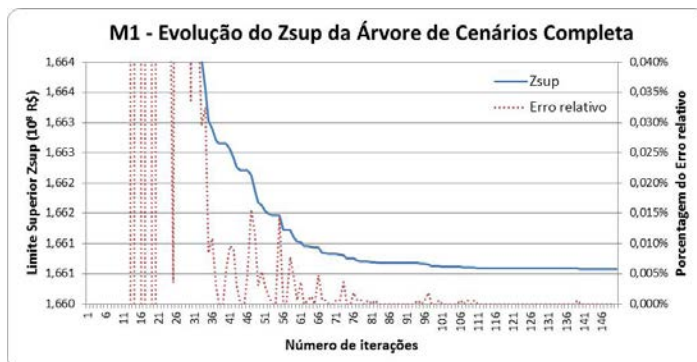


Figura 28: Estabilidade Zsup da PDDE na M1 para a Árvore de cenários completa na metodologia neutra a risco.

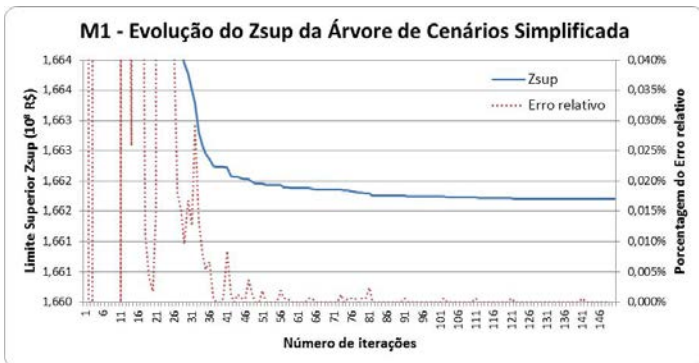


Figura 29: Estabilidade Zsup da PDDE na M1 para a Árvore de cenários simplificada na metodologia neutra ao risco.

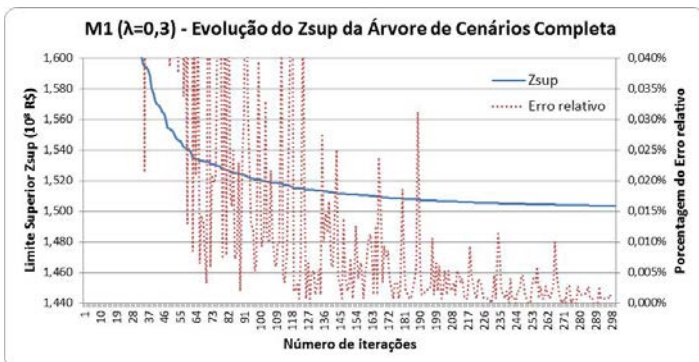


Figura 30: Estabilidade Zsup da PDDE na M1 para a Árvore de cenários completa na metodologia com aversão ao risco.

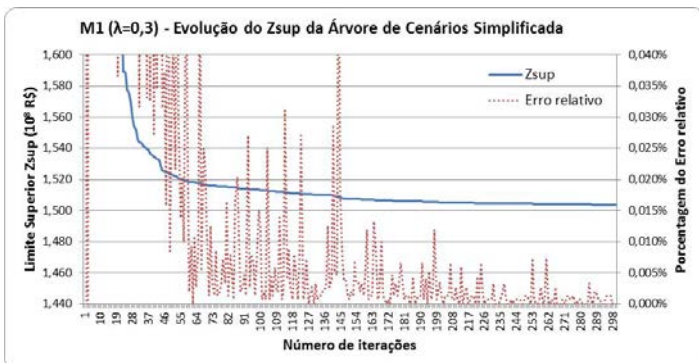


Figura 31: Estabilidade Zsup da PDDE na M1 para a Árvore de cenários simplificada na metodologia com aversão ao risco.

No entanto, quando se considera a aversão ao risco e mantêm-se as configurações anteriores, nota-se que, como ilustrado no caso da árvore completa na Figura 30 e da simplificada na Figura 31, as 150 iterações não seriam suficientes para atingir o critério estabelecido.

Isto posto, foi necessário um número maior de iterações para que a estabilidade do Z_{sup} fosse observada. Nesse caso foram consideradas 300 iterações para uma aversão ao risco com $\phi=10\%$ e $\lambda=0,3$. O critério de parada de 300 iterações será mantido para todas as simulações de aversão ao risco apresentadas na Seção 5.4. É importante observar que o mesmo comportamento de convergência apresentado para a M1 foi encontrado na M0. Na seção seguinte apresenta-se os resultados das simulações neutras a risco.

5.3 ANÁLISE DAS MODELAGENS DA ÁRVORE DE CENÁRIOS

Nesta seção compara-se as abordagens referentes à modelagem da árvore de cenários, tanto no contexto da relação entre as variáveis aleatórias quanto na conexão entre os nós operativos e estratégicos. Antes de discutir os resultados é importante destacar que os resultados são frutos da simulação dentre os 2.000 cenários de PLD e geração, sendo que os conjuntos de contratos considerados a disposição seguiram a regra da configuração M1, na qual existe um conjunto de contrato associado a um grupo de PLD (baixo, médio e alto). Com isso, tem-se que a simulação dos 2.000 cenários está alinhada com a M1 e, sendo este um dos motivos que levam a um benefício superior quando comparada com a configuração M0. Entretanto, deve-se salientar que essa configuração, M1, é mais condizente com a realidade de mercado, uma vez que os preços dos contratos são fortemente influenciados pela expectativa de PLD.

Desse modo, de forma comparativa, na Tabela 4 estão apresentados os resultados da receita esperada²⁸ e do desvio padrão para o caso neutro a risco, considerando a participação da usina equivalente no MRE. É possível observar que, conforme esperado, a M1 proporcionou um ganho substancial na receita média em relação a M0, de aproximadamente 13%.

²⁸ Esses valores foram obtidos levando em consideração as 2.000 séries.

Tabela 4: Resultados computacionais da Receita do agente (em milhões de R\$).

Casos		Árvore de Cenários Completa		Árvore de Cenários Simplificada	
		Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Sem CVaR	M0	142,84	49,886	142,84	49,886
	M1	163,73	56,205	163,74	56,205

De forma complementar, na Figura 32 e na Figura 33 estão apresentados os perfis de sazonalização para os três anos de estudo considerando ambos os métodos e as diferentes representações das árvores de cenários.

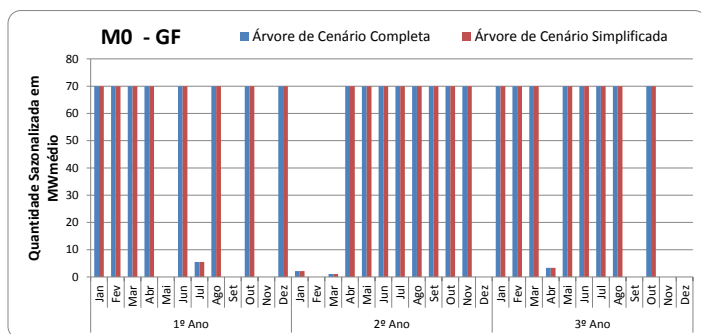


Figura 32: Sazonalização da GF para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

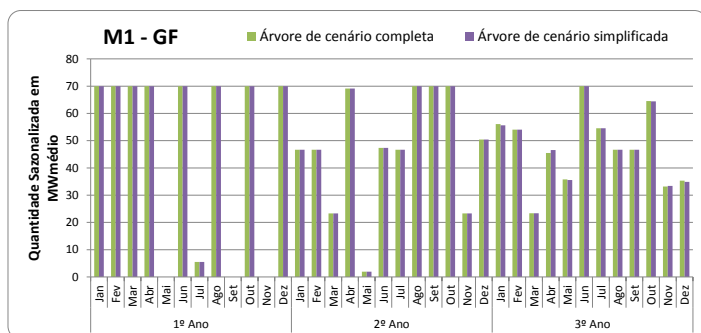


Figura 33: Sazonalização da GF para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

A representação M1 das incertezas provocou uma redução dos picos, em especial, a partir do segundo ano do horizonte de estudo. Por sua vez, o valor esperado dos contratos de longo prazo para os três anos de estudo está destacado na Figura 34 e na Figura 35 para a M0 e M1, respectivamente, também destacando as diferenças entre as árvores de cenários estudadas.

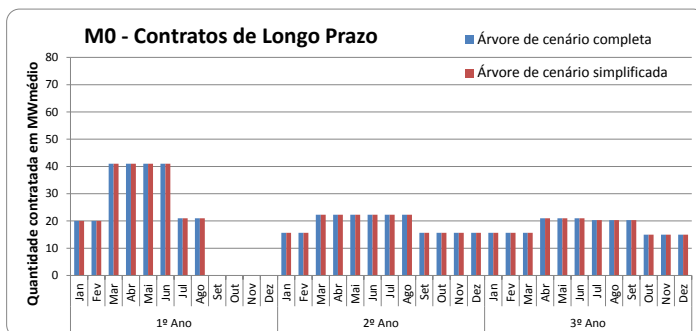


Figura 34: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

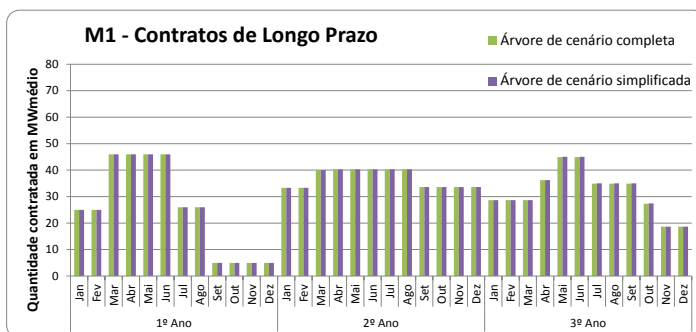


Figura 35: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

Avaliando comparativamente os dois modelos de representação das incertezas no que diz respeito aos contratos de longo prazo, é possível afirmar que o montante contratado foi consideravelmente maior no M1 em relação ao M0, para a árvore de cenários completa e simplificada.

Na Figura 36 é ilustrada, para a árvore de cenários completa, a comparação entre os modelos M0 e M1 no quesito quantidade contratada em MWmédio. No modelo M1 a quantidade contratada no primeiro ano é 25% superior em relação ao modelo M0, e 60% maior quando considerado todo o horizonte de estudo.

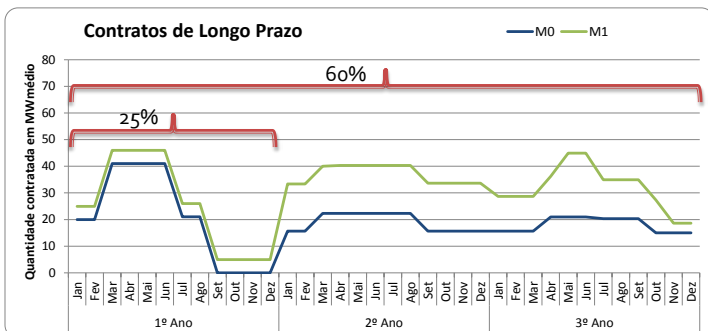


Figura 36: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo para a árvore de cenários completa e com a metodologia neutra a risco.

No que tange aos contratos de compra no curto prazo (contratos de um mês), a Figura 37 e a Figura 38 destacam o perfil resultante do M0 e do M1, respectivamente, para os três anos de estudo. Na maioria dos casos, houve um pequeno aumento nas contratações de curto prazo de um mês no último ano de estudo.

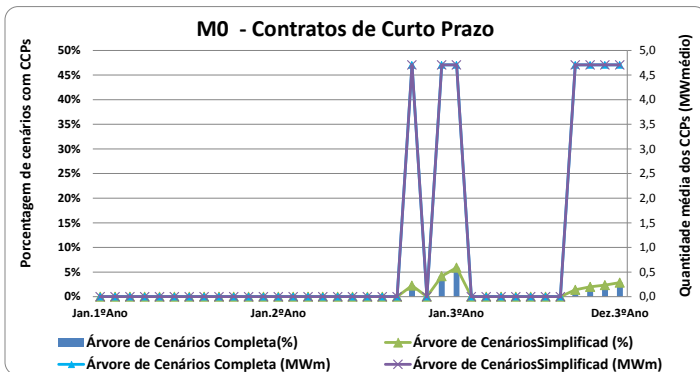


Figura 37: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a M0 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

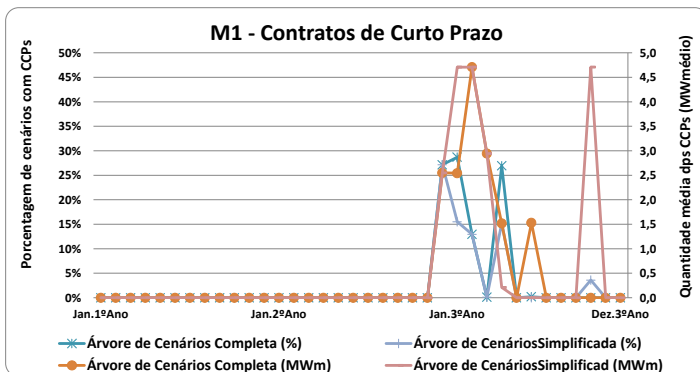


Figura 38: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a M1 de inserção de incertezas nos nós estratégicos e com a metodologia neutra a risco.

Como conclusão adjacente, não foi observada uma diferença significativa, nos resultados e no desempenho computacional, entre a estratégia de árvore de cenários completa e a simplificada.

5.4 IMPACTO DA INSERÇÃO DO CVAR NA MODELAGEM DO PROBLEMA

Tem-se por objetivo, nesta seção, analisar o impacto da inserção do CVaR na estratégia de solução do problema. Para isso, foram considerados três casos, cada um com um diferente λ (peso) atribuído as 10% piores receitas em cada estágio nos nós operativos. Na Tabela 5 estão apresentados os resultados para a receita total do agente considerando diferentes níveis de risco. Em virtude dos resultados apresentados na seção anterior, todos os resultados apresentados na sequência estão relacionados com o M1.

Convém observar que na medida em que a aversão ao risco do agente aumenta, a receita média tende a diminuir. Isso ocorre porque se mantém níveis mais elevados de *hedge* para se proteger dos cenários de menores receitas com o aumento do fator λ . Entretanto, a redução da receita vem acompanhada de uma redução do desvio padrão, indicando que, apesar da receita ser menor, a probabilidade de incorrer em cenários com receitas muito inferiores à média é reduzida. O equilíbrio entre perda de receita e aumento da segurança deve ser definido considerando análises como as apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5: Resultados computacionais da Receita do agente (em milhões de R\$).

Casos		Árvore de Cenários Completa		Árvore de Cenários Simplificada	
		Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Sem CVaR		163,73	56,205	163,74	56,205
Com CVaR $\varphi=10\%$	$\lambda=0,3$	161,26	37,35	161,13	37,47
	$\lambda=0,5$	160,23	33,84	160,22	34,42
	$\lambda=0,8$	156,83	26,94	156,67	27,39

A sazonalização para os diferentes casos está apresentada das Figura 39 a Figura 42. Para todos os casos com aversão ao risco, existe uma sazonalização mais suave eliminando as variações abruptas de máximos e mínimos do caso sem aversão ao risco.

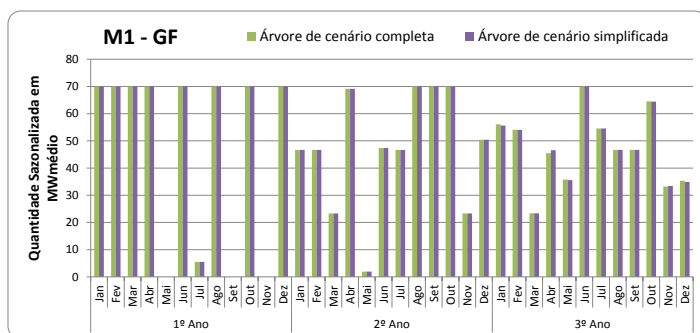


Figura 39: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia neutra a risco.

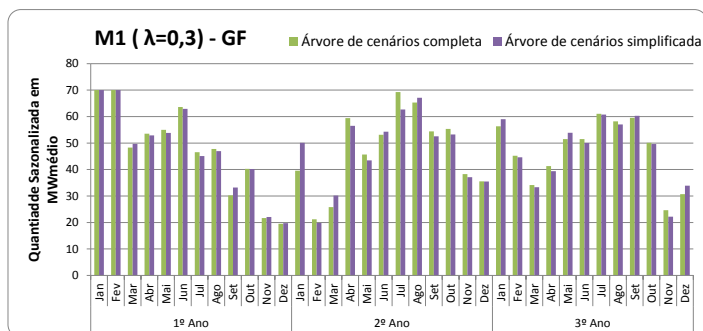


Figura 40: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$.

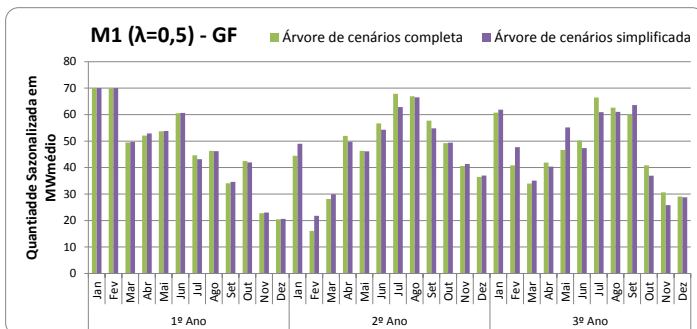


Figura 41: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,5$.

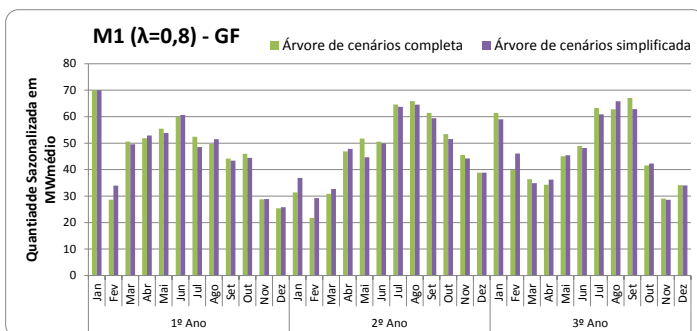


Figura 42: Sazonalização da GF para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,8$.

Esse comportamento suave da sazonalização da GF aproxima-se de estratégias de sazonalização encontradas em aplicações reais. Nos resultados obtidos as decisões do primeiro ano são mais relevantes, uma vez que são as decisões que serão realmente implementadas no curto prazo.

Com relação ao perfil de contratação de longo prazo destacados da Figura 43 à Figura 46, é interessante notar que eles são similares em todos os casos, embora os casos com aversão ao risco tenham apresentado magnitudes maiores na medida em que se aumenta o nível de aversão ao risco, especialmente nos primeiros anos do horizonte de estudo. Esses resultados reforçam o indicativo de que apesar dos contratos reduzirem a possibilidade de ganho na comercialização de energia no MCP quando o PLD está elevado (em média pode ser maior do que vender energia por contrato), tem-se uma redução significativa

no risco de se ter receitas significativamente reduzidas devido à possibilidade de cenários com PLD muito baixo.

Esses resultados corroboram com o conhecimento que se tem do mercado de energia brasileiro, no qual se sabe que a venda de energia por contrato reduz o risco do agente. No entanto, é importante notar que isso só é verdade quando o agente consegue manter níveis de geração elevados para atender seus contratos com geração própria ou por meio do MRE, principalmente nos cenários de PLD elevado. Dessa forma, evita-se comercializar toda a energia por contrato a fim de se proteger contra eventuais cenários em que há uma combinação de PLD elevado e baixa geração, algo factível para usinas hidrelétricas.

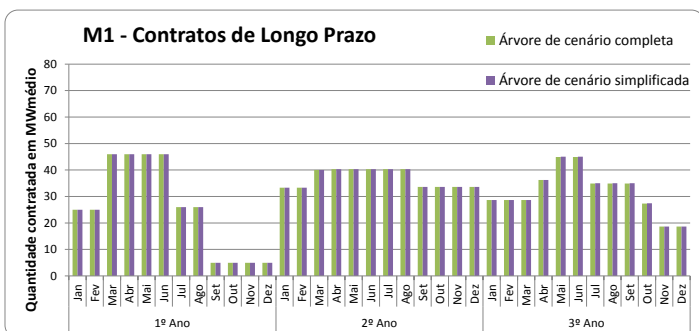


Figura 43: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia neutra ao risco.

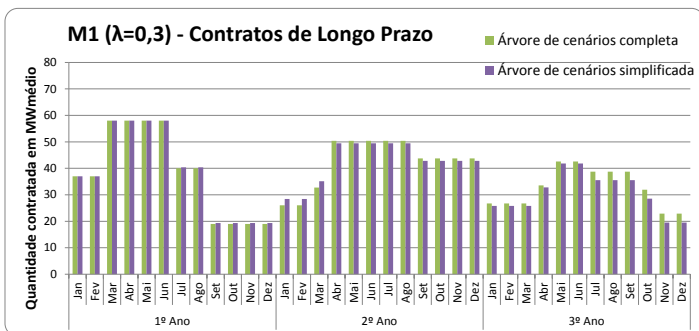


Figura 44: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$.

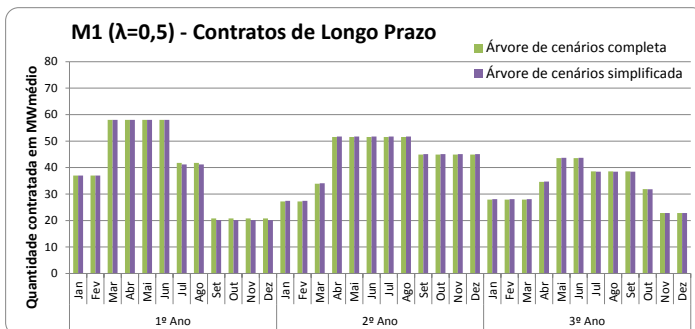


Figura 45: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,5$.

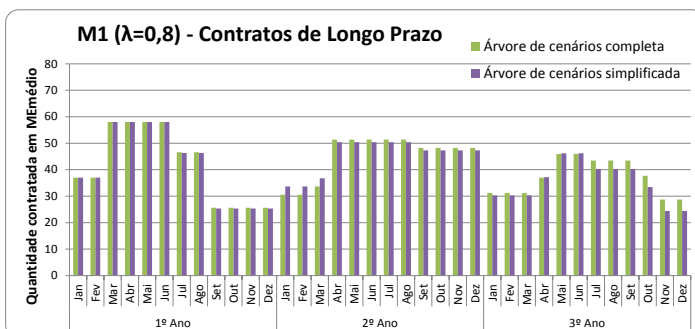


Figura 46: Média dos contratos de longo prazo para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,8$.

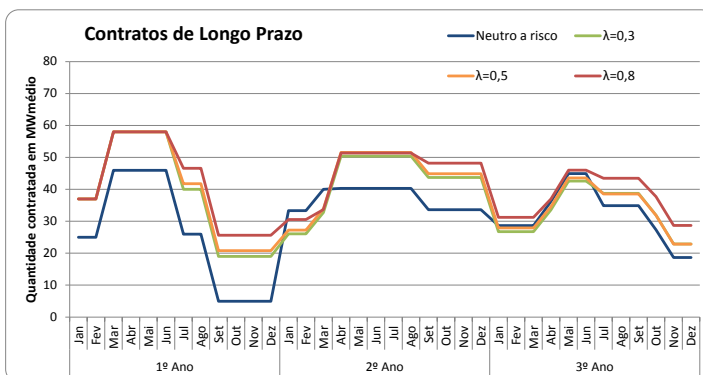


Figura 47: Comparação da média dos contratos de longo prazo entre a metodologia neutra e a com aversão ao risco, para a árvore de cenário completa em todo período de estudo.

Na Figura 47 é ilustrada, para a árvore de cenários completa, a comparação entre o caso neutro a risco e os casos com aversão ao risco no quesito quantidade contratada em MWmédio. Nessa comparação os casos com aversão a risco apresentaram uma quantidade contratada no primeiro ano superior em 21 a 32% em relação ao neutro a risco, e superior em 48 a 62% quando considerado todo o horizonte de estudo.

Nas Figuras 48 e 49 são ilustrados os resultados previamente apresentados, de sazonalização da GF e média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa, nos casos neutro a risco e com aversão ao risco.

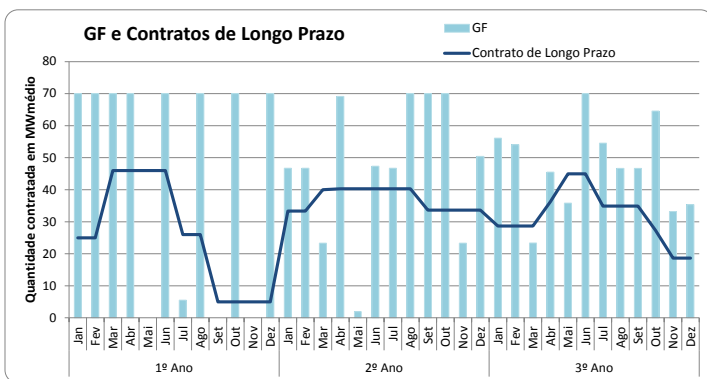


Figura 48: Sazonalização da GF e média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa e todo o período em estudo, com a metodologia neutra a risco.

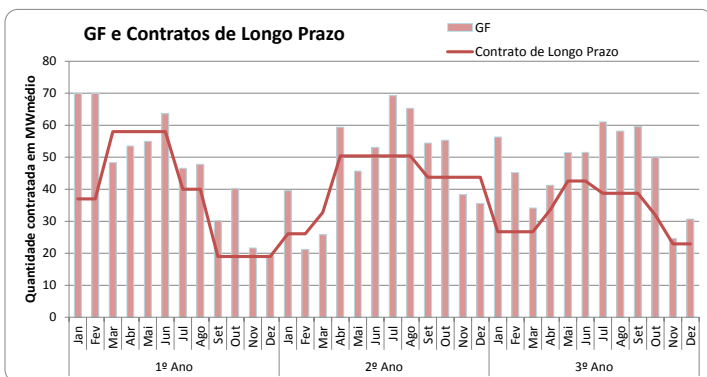


Figura 49: Sazonalização da GF e Média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa e todo o período em estudo, com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$.

É possível notar que no caso com aversão ao risco, Figura 49, o perfil dos contratos de longo prazo e o perfil da sazonalização da GF são muito mais parecidos do que no caso neutro a risco.

Com relação ao perfil de contratação de compra de curto prazo de um mês ilustrados da Figura 50 à Figura 53, é importante destacar que ao passo que a aversão ao risco aumenta, também há um incremento dos contratos de compra de curto prazo.

O contrato de compra de curto prazo de 1 mês só é diferente de zero quando não se tem lastro de energia suficiente para cumprir os requisitos dos contratos vendidos. Isso porque há um custo adicional de 30% no valor de PLD quando comparado com a energia comercializada no mercado de curto prazo (ao valor do PLD).

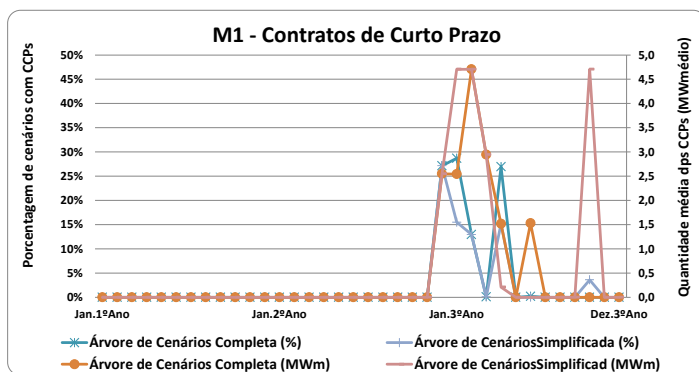


Figura 50: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia neutra a risco.

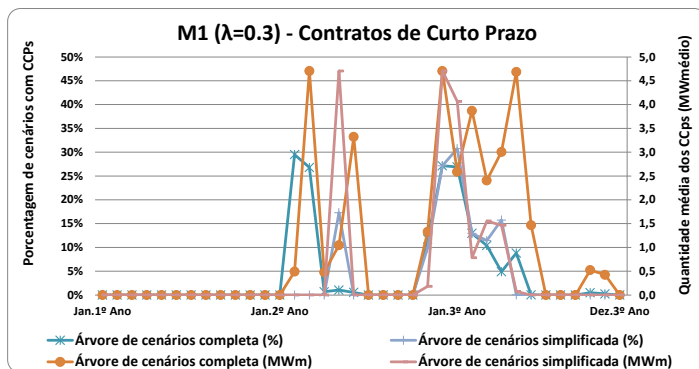


Figura 51: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco no caso com $\lambda=0,3$.

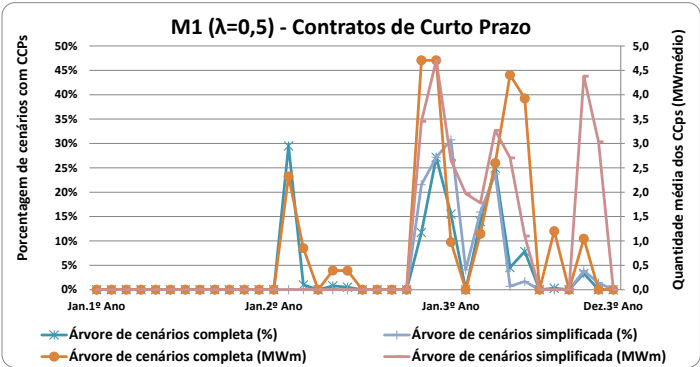


Figura 52: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco com $\lambda=0,5$.

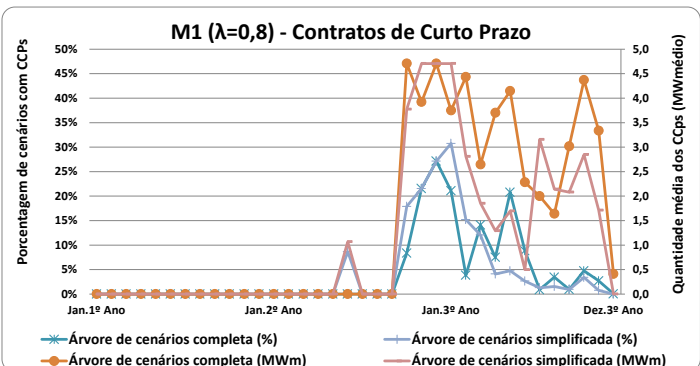


Figura 53: Contratos de curto prazo de um mês para o período em estudo com a metodologia de aversão ao risco com $\lambda=0,8$.

Dessa forma, os resultados das figuras anteriores ilustram o aumento da energia vendida por contrato de longo prazo, e que em alguns meses está acima da GF sazonalizada. Esse fato pode ser em decorrência de alguns preços dos contratos de venda estarem acima da expectativa dos contratos de compra de um mês e, com isso, justifica-se uma aquisição significativa de contratos de curto prazo com o intuito de cobrir uma venda de energia acima da GF própria.

É importante destacar que neste trabalho as decisões de sazonalização ainda são únicas para o MRE e para a restrição de insuficiência de lastro. Entretanto, com a separação dessas sazonalizações é esperado que a contratação de curto prazo diminua. Isso porque, os resultados indicam que o modelo opta por sazonalizar em períodos de PLD alto com mais intensidade, mesmo que seja

necessário adquirir contratos de curto prazo com ágio de 30% em períodos com PLD mais baixo.

5.5 COMENTÁRIOS

Os resultados apresentados neste capítulo se mostram consistentes com as expectativas sobre as modelagens adotadas nesse trabalho, tanto no que concerne a configuração da árvore de cenários em dois níveis, a adequação do conjunto de contratos de longo prazo de acordo com o PLD provável para o ano e a aplicação do CVaR.

É possível afirmar que configuração M1 das incertezas tende a proporcionar resultados mais intuitivos pois tem a característica semelhante a estratégia de comercialização adotada pelas empresas de geração que regulam os seus preços de comercialização de contratos de longo prazo de acordo com a expectativa de PLD.

Outro aspecto apresentado neste capítulo constitui no objetivo de reduzir o esforço computacional, modificando a árvore de cenários ao transforma-la de completa em simplificada. Porém, os resultados indicaram que não houve uma diferença muito significativa entre ambas as árvores, no que diz respeito ao tempo computacional e resultados obtidos.

Pode-se destacar que nos estudos de casos a adição do CVaR ao modelo resultou em redução das receitas esperadas em relação ao caso sem aversão ao risco, porém a redução do desvio padrão justifica o aumento na segurança do agente em termos de receita. Esse comportamento verificado é consequência de um peso adicional atribuído aos cenários de menores receitas. Ademais, o perfil de sazonalização da GF apresentou um comportamento mais suave e mais adequado à realidade operativa do agente. Isto posto, convém comentar que o perfil dos contratos foi bastante similar em relação ao da metodologia sem aversão ao risco, ainda que com magnitude mais elevadas especialmente nos primeiros anos do horizonte de planejamento.

Por fim, outro aspecto apresentado neste capítulo diz respeito ao critério de convergência do algoritmo de solução que passa pela análise da estabilização do custo superior, Z_{sup} . Ou seja, dependendo da metodologia em questão, neutra ou avessa ao risco, um número máximo de iterações deve ser considerado a fim de que a estabilidade seja observada e, assim, determinada a convergência do algoritmo. Isto posto, no capítulo seguinte apresenta-se as considerações finais deste trabalho.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho foi descrita uma metodologia de análise estocástica desenvolvida para apoio à decisão na comercialização de energia de Pequenas Centrais Hidrelétrica (PCHs), incluindo-se técnicas de aversão ao risco. De acordo com os resultados apresentados neste trabalho, no que concerne aos impactos dos avanços metodológicos implementados, cabe algumas considerações importantes para tornar mais clarividente as reais aplicações da metodologia desenvolvida.

Tecnicamente, o modelo desenvolvido tem como intuito principal auxiliar o decisor na tomada decisão no que concerne a definição dos contratos de venda, assim como eventuais contratos de compra para honrar outros contratos em vigor e, ainda, sugerir uma sazonalização anual da Garantia Física (GF) considerando alguns aspectos físicos do problema. Para tanto, diversos detalhes foram estudados, tais como a modelagem das incertezas intrínsecas a esse tipo de problema (PLD, geração individual do agente, geração global do SIN, entre outros), a adequação dos contratos de compra com os perfis de PLD, as métricas de aversão ao risco, além de outros aspectos inerentes as particularidades do agente gerador.

Isto posto, é importante ressaltar que os estudos associados à representação das incertezas (árvore de cenários) representam as principais contribuições metodológicas deste trabalho, as quais tiveram como principal objetivo a manutenção de uma formulação adequada para o problema em questão. Para tanto, buscou-se uma modelagem que permite a consideração dos dois momentos de tomada de decisão: (i) ao final do ano para fazer a sazonalização da GF e contratos de longo prazo, e (ii) ao longo do ano para as decisões de ajustes. Essa abordagem inovadora para o modelo de comercialização, dividindo as decisões em estratégicas e operativas, contou com um avanço que visa agregar em uma árvore de cenários decisões de curto e longo prazo, com características distintas de operação em tempo real e planejamento, respectivamente, conectadas por meio de variáveis de conexão temporal, que repassam as informações entre os níveis de decisões estratégicas e operativas.

Ainda no que tange os aspectos da árvore de cenários, pode-se destacar a configuração M1, cujo conceito é tornar a modelagem mais coerente e adequada a realidade, associando os preços dos contratos com os perfis de PLDs nos estágios em que os contratos são aplicados.

Além dos aspectos relacionados à representação das incertezas que são essenciais para a obtenção de uma solução de qualidade, outro

fator importante diz respeito a incorporação de medidas de aversão ao risco, suas consequências metodológicas e o impacto dessa estratégia na solução do problema. A inserção de uma métrica de aversão ao risco possibilita ao decisor adicionar sua percepção de risco à modelagem do problema, variando de avesso a neutro a risco, apenas modificando os parâmetros da métrica adotada. A sensibilidade do decisor, em operar estes parâmetros, é decisivo na percepção quanto as decisões a serem tomadas e podem influenciar significativamente o planejamento do agente gerador. Visto que o uso de técnicas de aversão não impactam somente no nível de contratação (venda ou compra de energia), mas também no perfil de sazonalização anual, entre outros aspectos. Logo, a perfeita calibragem da percepção de risco do decisor na metodologia de apoio pode impactar nas mais diversas áreas, desde a comercialização até a operação.

Com base nos aspectos supracitados, destaca-se que a implementação computacional desenvolvida possibilita que sejam executados inúmeros estudos de caso que considerem diferentes níveis de riscos, de condição do PLD, de disponibilidade de contratos e outros parâmetros importantes. Essas análises de sensibilidade permitem ao decisor uma base sólida para comparação e avaliação de possíveis condições futuras, possibilitando que o agente gerador se prepare de acordo.

A partir dos resultados obtidos no Capítulo 5 pode-se concluir que devido a não observação de diferenças significativas entre a modelagem de árvore de cenários completa e a simplificada, sugere-se utilizar a modelagem completa, visto que a mesma, por manter as conexões entre os nós operativos do final do ano e os nós estratégicos do ano seguinte, calcula de forma adequada a penalidade de insuficiência de lastro. Isto é, com a conexão mantida são repassados entre os anos os dados de contratos de curto prazo, parte integrante no cálculo da penalidade por insuficiência de lastro.

Com relação a configuração de árvore de cenários, pode-se inferir que a estratégia M1 é mais eficaz que a M0, que não associa os preços dos contratos de longo prazo e a expectativa de PLD. Pois, além da M1 apresentar uma receita esperada superior em relação a configuração M0, a configuração M1 representa o real concatenamento dos valores definidos para os contratos de longo prazo praticado no mercado de energia e a expectativa do agente decisor sobre os valores de PLD para o ano seguinte.

Adicionalmente, com a inclusão do CVaR foi observado uma suavização da sazonalização da GF, de modo a ir ao encontro com a

estratégia praticada no mercado. Nos resultados obtidos, observou-se que o aumento do parâmetro λ , que atribui um peso maior aos nós com piores receitas, incorre em um acréscimo em quantidade de energia comercializada por contratos de longo prazo, de forma a evitar a liquidação da energia gerada ao valor do PLD. Adicionalmente, houve um aumento dos contratos de compra de curto prazo no último ano de estudo. Por fim, apesar do aumento de λ resultar na redução na receita esperada, obteve-se a diminuição do desvio padrão da receita, que indica que a probabilidade de ocorrerem cenários com receitas muito inferiores à média é reduzido. Desta forma, o aumento do parâmetro λ pode indicar uma maior segurança para o agente decisor, pois tende a evitar grandes oscilações na receita esperada. A determinação dos parâmetros de ajuste, inerentes a aplicação do CVaR na metodologia, ficam a critério do agente decisor, visto que este ajuste está relacionado ao nível de risco que o agente está predisposto.

Assim, com base nos resultados, foi possível reproduzir de forma bastante satisfatória as principais particularidades dos trâmites envolvidos no processo atual e, por conseguinte, dar uma maior credibilidade ao modelo final desenvolvido. Convém reforçar que se trata de uma metodologia de apoio à decisão e, portanto, a percepção de mercado, a análise dos resultados do modelo e as futuras perspectivas do agente gerador devem ser levadas em consideração na decisão final do agente. Então, a metodologia não visa substituir a figura do analista e sim norteá-lo levando em conta os diversos aspectos e as peculiaridades envolvidas no problema em questão.

6.1 RECOMENDAÇÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Como consequência das observações e dos resultados obtidos neste trabalho, nesta seção estão recomendações para prosseguimento à pesquisa:

- (i) Maior detalhamento no que concerne à geração da usina, desta forma, deve-se procurar modelar os detalhes físicos da usina para obter a geração da mesma por meio de um histórico sintético de afluência;
- (ii) Incorporação, no portfólio do agente, de usinas com geração proveniente de outras fontes Incentivadas/Especiais. Com destaque para as usinas a biomassa por bagaço-de-cana e

- eólica que podem apresentar complementariedade com as PCHs;
- (iii) Modificações necessárias na ocorrência de mudanças nas questões normativas e regulatórias do setor, como a separação das garantias físicas sazonalizadas para o MRE e restrições de insuficiência de lastro.

REFERÊNCIAS

ANEEL. **Resolução Normativa nº 247, de 21 de dezembro de 2006.** Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília, 2006. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/bren2006247.pdf>>. Acesso em: 5 mar. 2014. (2006a)

_____. **Resolução Normativa nº 235, de 14 de novembro de 2006.** Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília, 2006. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2006235.pdf> >. Acesso em: 8 mar. 2014. (2006b).

_____. **Nota Técnica no 049/2013-SRG/ANEEL, de 29 de julho de 2013.** Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília, 2013. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2013/086/documento/nt_049__homologacao_dos_programas_computacionais_art_1_res_cnpe_03-2013_-_jsn.pdf>. Acesso em 23 abr. 2014. (2013a).

_____. **Nota Técnica nº 079/2013-SRG/ANEEL, de 08 de outubro de 2013.** Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília, 2013. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2013/110/documento/nt_079__proposta_de_audi%C3%Aancia_publica_para_autorizacao_do_uso_do_modelo_decomp_fcm_\(2\).pdf](http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2013/110/documento/nt_079__proposta_de_audi%C3%Aancia_publica_para_autorizacao_do_uso_do_modelo_decomp_fcm_(2).pdf)>. Acesso em 23 abr. 2014. (2013b).

_____. **Banco de Informação de Geração.** Agência Nacional de Energia Elétrica, [Brasília]. Disponível em: <www.aneel.gov.br>. Acesso em 5 mar. 2014. (2014).

ARTZNER, P.; DELBAEN, F.; EBER, J.-M.; HEATH, D. **Coherent Measures of Risk.** Mathematical Finance, v. 9, n. 3, p. 203–228, 1999.

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

BRASIL. **Decreto nº 3.653, de 7 de novembro de 2000.** Altera dispositivos do Decreto nº 62.724, de 17 de maio de 1968, que estabelece normas gerais de tarifação para as empresas concessionárias de serviços públicos de energia elétrica, e do Decreto nº 2.655, de 2 de julho de 1998, que regulamenta o Mercado Atacadista de Energia

Elétrica, define as regras de organização do Operador Nacional do Sistema Elétrico, de que trata a Lei no 9.648, de 27 de maio de 1998, e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/D3653.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

BRASIL. Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004. Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões e de autorizações de geração de energia elétrica, e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/at o2004-2006/2004/decreto/d5163.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Decreto nº 5.175, de 9 de agosto de 2004.** Constitui o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico - CMSE de que trata o art. 14 da Lei no 10.848, de 15 de março de 2004. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5175.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Decreto nº 7.805, de 14 de setembro de 2012.** Regulamenta a Medida Provisória no 579, de 11 de setembro de 2012, que dispõe sobre as concessões de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, sobre a redução dos encargos setoriais, sobre a modicidade tarifária, e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/Decreto/D7805.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Lei nº 8.987, de 13 de fevereiro de 1995.** Dispõe sobre o regime de concessão e permissão da prestação de serviços públicos previsto no art. 175 da Constituição Federal, e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l8987cons.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Lei nº 9.074, de 7 de julho de 1995.** Estabelece normas para outorga e prorrogações das concessões e permissões de serviços públicos e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9074cons.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Lei nº 9.648, de 27 de maio de 1998.** Autoriza o Poder Executivo a promover a reestruturação das Centrais Elétricas Brasileiras - ELETROBRÁS e de suas subsidiárias e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9648cons.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

BRASIL. Lei nº 10.847, de 15 de março de 2004. Autoriza a criação da Empresa de Pesquisa Energética – EPE e dá outras providências. Disponível em: < http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/110.847.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

_____. **Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004.** Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica e dá outras providências. Disponível em: < http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/110.848.htm>. Acesso em: 24 nov. 2013.

CCEE. Visão Geral das operações na CCEE. v.2010. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, [2010]. Disponível em: <http://www.tradeenergy.com.br/apresentacoes/apresentacao_28032012184616.pdf>. Acesso em: 06 mar. 2014. (2010)

_____. **Estrutura tarifária “ponta/fora da ponta” – Perspectiva dos atores.** Seminário Autoprodução de Energia Elétrica na Ponta – Impactos e Perspectivas. Rio de Janeiro, [2012]. Disponível em: < http://www.abraceel.com.br/zpublisher/paginas/Download_file.asp?nome={33082E25-7A69-4193-B81BDA1622D5BF81}_Ricardo_Lima_CCEE_EstrTarif_Atores.pdf>. Acesso em: 5 abr. 2013. (2012)

_____. **Regras de Comercialização: Módulo de Garantia Física.** v. 2013.1.0. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, 2013a.

_____. **Curso Visão Geral.** Curso de Comercialização de Energia Elétrica no Mercado Livre – CEML 13 – Mackenzie, São Paulo, 2013b.

_____. **Regras de Comercialização.** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, [2013]. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/oquefazemos?_afriLoop=1383591196195000&_adf.ctrlstate=noyliwqqb_117>. Acesso em: 20 nov. 2013. (2013c)

_____. **Como se dividem: agentes da CCEE.** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/quem-participa/como_se_dividem?_afriLoop=195611246075000#%40%3F_afriLoop%3D195611246075000%26_adf.ctrl-state%3D9e8kmh80s_202>. Acesso em: 06 mar. 2014. (2014a)

CCEE. Boletim de Operação das Usinas. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, nº 002 de fev. de 2014. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/ccee/documentos/CCEE_180196>. Acesso em: 15 jul. 2014. (2014b)

_____. **Panorama CCEE 2013.** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, ed. fev. 2014 Disponível em: <http://www.ccee.org.br/ccee/documentos/CCEE_204203>. Acesso em: 20 mar. 2014. (2014c)

_____. **Regras de Comercialização: Glossário de Termos / Interpretações e Relação de Acrônimos (Anexo).** v.2014.1.0. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, 2014. (2014d)

_____. **Histórico do Preço Médio do PLD.** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, 2014. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/o-que-fazemos/como_ccee_atua/precos/precos_medios?_afzLoop=13276474443000&_adf.ctrl-state=pp7kuphs8_4>. Acesso em: 06 mar. 2014. (2014e)

_____. **Regras de Comercialização: Modulo Penalidade de Energia.** v.2014.1.0. Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo, [2014]. (2014f)

_____. **Valores de Penalidades.** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, São Paulo. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/cs/idcplg?IdcService=SS_QD_GET_RENDITION&coreContentOnly=1&dDocName=PENALIDADE_CDF&dID=>>. Acesso em: 06 mar. 2014. (2014g)

CEPEL – Centro de Pesquisas de Energia Elétrica. **Manual de Referência – Modelo NEWAVE.** Rio de Janeiro, RJ. 2001.

_____. **Manual de Referência – Modelo DECOMP.** Rio de Janeiro, RJ, versão 12.0, 2004.

DE MATOS, V. L. **Um Modelo para o Planejamento Anual da Operação Energética Considerando Técnicas Avançadas de Otimização Estocástica.** Tese de Doutorado, Programa de Pós-Programação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012.

DE MATOS, V. L.; FINARDI, E. C. **A computational study of a stochastic optimization model for long term hydrothermal scheduling.** International Journal of Electrical Power and Energy Systems, v. 43, n. 1, 1443-1452, 2012.

DE OLIVEIRA, M. F.; ARFUX, G. A. B.; TEIVE, R. C. G. **Risk Management in the commercialization activity in Brazil – An approach by using Markowitz, VaR and CVaR.** Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2006. TDC 06. IEEE/PES, pp.1,6, 15-18 ago. 2006.

DE OLIVEIRA, W. L. **Redução ótima de cenários em programação estocástica. Aplicação às vazões afluentes aos aproveitamentos hidrelétricos.** Dissertação de Mestrado, Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada - IMPA. Rio de Janeiro, 2007

DINIZ A. L.; TCHEOU, M. P.; MACEIRA, M. E. P.; PENNA, D. D. J. **Uma abordagem direta para consideração do CVaR no problema de planejamento da operação hidrotérmica.** XII SEPOPE, Rio de Janeiro, 2012:

FINARDI, E. C.; ZUCARATO, A. N. **Curso de Técnicas para a Operação de Sistemas de Energia Elétrica.** Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2005.

FONSECA, F. R. **Estratégias de Sazonalização da Garantia Física de PCHs em Portfolios PCH e Biomassa.** Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.

GUIYOTOKU, E. T. **Avaliação do Risco de Exposição ao Mercado de Curto Prazo de um Portfólio de Fontes Alternativas de Energia,** Trabalho de Conclusão de Curso, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2007.

HOMEM-DE-MELLO, T.; DE MATOS, V.; FINARDI, E. **Sampling strategies and stopping criteria for stochastic dual dynamic programming: a case study in long-term hydrothermal scheduling.** Energy Systems, v.2, n.1, p.1-31. 2011.

HELLEMO, L.; MIDTHUN, K.; TOMASGARD, A.; WERNER, A. **Multi-stage stochastic programming for natural gas infrastructure design with a production perspective**. Stochastic Programming: Applications in Finance, Energy, Planning and Logistics, World Scientific Series in Finance, World Scientific, b1392-ch10 , 2012.

ILIADIS, N. A.; PEREIRA, V. F.; GRANVILLE, S.; FINGER, M.; HALDI, P. A.; BARROSO, L. A. **Benchmarking of hydroelectric stochastic risk management models using financial indicators**, In: Power Engineering Society General Meeting, IEEE, p.8, 2006.

INFANGER, G.; MORTON, D. P. **Cut Sharing for Multistage Stochastic Linear Programs with Interstage Dependency**. Mathematical Programming, v. 75, n.241-256. 1996.

LARROYD, P. V. **Comparação de Políticas com Aversão a Risco para o Planejamento da Operação Hidrotérmica de Médio Prazo**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012.

LIU, H.; JIANG, C.; ZHANG, Y. **Portfolio management of hydropower producer via stochastic programming**. Energy Conversion and Management, v.50, n.10, p.2593-2599, 2009.

MARZANO, L. G. B.; MELO, A. C. G.; SOUZA, R. C. **An approach for portfolio optimization of energy contracts in the Brazilian electric sector**. In: Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna, 23-26 june 2003, v.3, p.8, Vol.3, 2003.

MASUKAWA, F. T. **Avaliação de Critérios de Risco na Negociação de Contratos Bilaterais de Energia em Centrais Hidrelétricas de Pequeno Porte – PCH**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, 2011.

MAYO, R. **Mercados de Eletricidade**. Rio de Janeiro: Synergia, 2012.

MELLO, M. H. A.; ARRUDA, H. V.; ORTOLANI, A. A. **Probabilidade de ocorrência de totais pluviiais máximos horários em Campinas**. São Paulo. Revista do Instituto Geológico, v.15, p.59-67, 1994.

MO, B.; GJELSVIK, A.; GRUNDT, A. **Integrated risk management of hydro power scheduling and contract management**. Power Systems, IEEE Transactions on, v.16, n.2, p.216-221, 2001.

MORTON, D. P. **Stopping rules for a class of sampling-based stochastic programming algorithms**. Operations Research, p.710, 1998.

ONS. **Conheça o Sistema: O que é o SIN - Sistema Interligado Nacional**. Operador Nacional do Sistema Elétrico, [S.l.]. Disponível em: <http://www.ons.org.br/institucional_linguas/relacionamentos.aspx>. Acesso em: set. 2012.

_____. **Institucional: O ONS: Relacionamentos**. Operador Nacional do Sistema Elétrico, [S.l.]. Disponível em: <http://www.ons.com.br/conheca_sistema/o_que_e_sin.aspx>. Acesso em: jan. 2014. (2014a)

_____. **Mapas do SIN**. Operador Nacional do Sistema Elétrico, [S.l.]. Disponível em : <http://www.ons.com.br/conheca_sistema/mapas_sin.aspx>. Acesso em: jun. 2014. (2014b)

PEREIRA, M. V. F.; PINTO, L. M. V. G. **Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning**. Mathematical Programming, v.52, n.1, p.359-375, 1991.

PHILPOTT, A. B.; DE MATOS, V. L. **Dynamic sampling algorithms for multi-stage stochastic programs with risk aversion**. European Journal of Operational Research, v.218, p. 470-483, 2012.

PHILPOTT, A.; DE MATOS, V.; FINARDI, E. **On Solving Multistage Stochastic Programs with Coherent Risk Measures**. Operations Research, v. 61, n. 4, p. 957-970, 2013.

ROCKAFELLAR, R. T.; URYASEV, S. **Conditional Value-at-Risk for general loss distributions**. Journal of Banking & Finance, v. 26, n. 7, p. 1443-1471, 2002.

SHAPIRO, A. **Analysis of stochastic dual dynamic programming method**. European Journal of Operational Research, v.209, n.1, p.63-72. 2011.

SHAPIRO, A.; TEKAYA, W.; DA COSTA, J. P.; SOARES, M. P. **Risk neutral and risk averse Stochastic Dual Dynamic Programming method.** [S.l.], 2012. Disponível em: <http://www.optimization-online.org/DB_FILE/2012/01/3307.pdf>. Acesso em jul. 2013.

SHRESTHA, G. B.; POKHAREL, B. K.; TEK TJING, L.; FLETEN, S. E. **Medium term power planning with bilateral contracts.** Power Systems, IEEE Transactions on, v.20, n.2, p.627-633, 2005.

SIERRA, M. A.G. **Um modelo de otimização estocástica para o apoio à decisão na comercialização de energia de pequenas centrais hidrelétricas.** Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2013.

SILVA, E. L.; GONÇALVES, R. E. C. **Planejamento e regulação de sistemas de energia elétrica.** Curso de especialização em sistemas de energia elétrica. Florianópolis, 2008.

SILVA, E. L. **Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica.** Porto Alegre, Sagra Luzzatto, 2^oed., 2012.

STREET, A.; BARROSO, L. A.; FLACH, B.; PEREIRA, M. V.; GRANVILLE, S. **Risk Constrained Portfolio Selection of Renewable Sources in Hydrothermal Electricity Markets.** Power Systems, IEEE Transactions on, v.24, n.3, p.1136-1144, 2009.

TEIVE, R. C. G.; LANGE, T.; ARFUX, G. A. B.; QUEIROZ, A. K.; ROSA, L. F. S. C.; NETO, A. V. **A decision support system for energy trading and portfolio optimization.** In: Energy Market (EEM), 2010 7th International Conference on the European, 23-25 June 2010, p.1- 6, 2010.

URYASEV, S. **Conditional Value-at-Risk: Optimization Algorithms and Applications.** Financial Engineering News, v. No.14, February, 2000, 1-5, 2000.

APÊNDICE A. GERAÇÃO DA PCH EQUIVALENTE

O histórico de geração da Pequena Central Hidrelétrica (PCH) equivalente utilizado para gerar a série sintética de dados, o qual contém 37 anos com os valores de geração em MWmédio, é apresentado na Tabela 6.

Tabela 6: Histórico de Geração da PCH equivalente (MWmédio).

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	46.43	32.58	42.68	42.44	36.34	38.99	34.61	42.07	50.16	50.50	50.68	55.23
2	56.99	51.35	51.92	41.44	49.15	54.86	50.62	52.30	51.31	43.70	46.20	45.98
3	47.73	53.25	52.37	52.85	44.34	36.26	28.25	37.49	39.19	58.88	53.56	57.20
4	52.10	49.30	52.28	37.09	26.24	23.58	28.87	33.12	43.01	36.46	38.45	37.59
5	40.89	26.64	31.89	34.23	47.04	42.27	40.31	31.06	40.85	49.15	54.72	47.69
6	50.80	50.83	54.68	46.58	41.66	34.28	47.43	49.11	51.61	50.85	47.22	54.12
7	58.96	56.98	49.50	52.83	46.33	36.56	35.26	29.27	29.15	37.16	50.90	46.04
8	40.98	51.40	56.46	49.52	41.70	47.26	46.23	42.61	38.64	47.23	44.82	47.65
9	51.28	55.15	64.32	58.09	51.77	56.66	48.45	42.80	41.57	42.07	46.53	47.76
10	41.30	41.56	43.51	46.20	41.16	43.71	37.13	46.58	46.77	44.97	49.91	44.20
11	43.54	42.96	47.80	52.53	43.49	34.92	31.68	22.53	32.23	29.67	42.48	29.61
12	29.59	39.50	33.95	31.76	24.07	24.06	19.12	18.26	31.30	40.31	39.62	42.05
13	51.06	49.92	48.67	42.98	48.40	42.76	39.97	44.69	44.87	48.81	45.39	40.70
14	43.33	46.39	45.71	37.33	50.49	43.80	38.47	31.26	33.93	43.65	36.11	33.50
15	52.18	47.06	43.18	46.98	40.28	37.80	37.74	34.18	40.68	42.18	39.07	35.91
16	45.63	49.15	52.19	53.73	46.26	45.20	45.35	54.41	47.83	42.39	48.39	52.82
17	47.63	45.83	36.34	25.17	19.98	27.44	31.78	35.30	26.99	38.55	43.40	41.20
18	39.93	54.19	48.35	41.58	44.77	43.53	44.39	46.27	47.55	47.14	43.80	40.75
19	45.38	54.08	55.32	49.62	48.53	47.85	33.48	24.51	26.87	35.18	36.24	37.82
20	38.99	44.92	51.78	44.36	44.69	44.89	46.42	39.34	32.31	34.75	41.87	39.96
21	53.40	58.26	53.63	40.91	21.83	28.09	39.97	37.38	32.39	41.66	38.12	30.70
22	43.18	52.18	55.53	42.67	41.29	35.86	44.96	47.05	54.35	53.94	43.56	46.98
23	50.28	50.20	55.76	43.50	32.25	31.26	43.27	42.91	37.91	52.71	57.80	51.95

Cont. Tabela 6: Histórico de Geração da PCH equivalente (MWmédio).

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
24	40.62	37.06	31.78	30.65	20.38	22.15	35.94	34.85	36.87	40.01	45.53	40.79
25	38.04	42.51	36.95	40.71	38.45	43.49	44.29	39.46	37.81	50.74	51.02	49.14
26	56.59	58.17	55.52	48.33	31.78	29.02	31.23	24.11	36.49	39.33	43.01	41.67
27	32.74	35.72	37.90	46.47	38.81	50.52	49.25	37.29	41.39	51.42	56.09	57.04
28	52.45	41.02	48.86	39.89	36.00	32.83	31.16	49.39	40.93	46.88	53.89	58.21
29	53.48	53.92	49.54	33.78	26.77	37.30	28.01	23.92	21.68	30.39	34.83	40.05
30	50.11	52.82	41.64	44.11	46.92	43.27	41.36	45.32	45.16	39.39	44.06	43.38
31	52.17	42.37	42.76	48.55	48.52	43.08	47.24	48.11	52.68	60.07	59.62	54.67
32	44.15	39.21	40.31	34.78	23.49	18.45	16.80	19.62	24.29	36.77	35.55	42.00
33	46.45	44.35	48.24	54.73	55.09	51.39	43.35	34.75	38.19	53.20	51.85	61.13
34	55.42	58.52	51.64	54.73	55.09	51.39	43.35	34.75	38.19	53.20	51.85	61.13
35	60.53	60.89	55.24	45.75	35.30	28.70	50.79	53.92	47.97	59.30	60.74	57.20
36	63.63	58.11	64.83	63.67	67.31	69.13	64.87	60.43	51.54	54.46	53.26	62.41
37	60.58	59.38	61.65	65.74	59.67	47.44	58.19	62.02	58.56	61.04	61.14	58.15

APÊNDICE B. CONTRATOS DE LONGO PRAZO

Neste Apêndice, na Tabela 7, é apresentado os contratos de longo prazo utilizados nos estudos de casos do Capítulo 5.

	Período do Contrato			Quantidade em MWmédio			Preço em R\$/MWh		
	Ano Decisão	Início	Fim	Tipo 1	Tipo 2	Tipo 3	Tipo 1	Tipo 2	Tipo 3
1	2013	Jan/13	Dez/15	20	20	20	116	116	116
2	2013	Jan/13	Dez/15	10	10	10	119	119	119
3	2013	Jan/13	Jun/13	20	20	20	155	155	155
4	2014	Mar/14	Ago/14	16	0	20	67	98	225
5	2015	Mai/15	Out/15	16	11	0	61	89	211
6	2013	Jan/13	Dez/14	17	17	17	137	137	137
7	2013	Jan/13	Dez/14	30	30	30	132	132	132
8	2014	Jan/14	Dez/15	28	0	24	82	99	172
9	2014	Jan/14	Dez/15	0	27	21	80	97	175
10	2013	Jul/13	Dez/14	25	25	25	135	135	135
11	2013	Jul/13	Dez/14	28	28	28	132	132	132
12	2014	Jan/14	Jun/15	15	0	0	80	97	169
13	2014	Jan/14	Jun/15	0	19	22	82	100	168
14	2015	Abr/15	Set/15	0	13	16	60	83	215
15	2013	Mar/13	Ago/13	21	21	21	146	146	146
16	2014	Abr/14	Set/14	0	18	0	70	93	237
17	2013	Jan/13	Dez/15	25	25	25	114	114	114
18	2013	Jul/13	Dez/15	13	13	13	123	123	123
19	2014	Abr/14	Dez/15	30	23	0	85	98	165
20	2013	Jan/13	Fev/15	17	17	17	115	115	115

Tabela 7: Contratos de longo prazo.

No total são utilizados 20 tipos de contratos e a decisão de assinar os mesmos é realizada nos nós estratégicos do Ano Decisão, sem necessariamente atuar neste ano. Os contratos, individualmente, possuem um valor de preço (R\$/MWh) e quantidade (MWmédio) associado a um nó estratégico específico. Dessa forma, o valor do contrato está atrelado a característica de PLD do nó estratégico, seja ela de valor baixo, médio ou alto (Tipo 1, 2 e 3, respectivamente).