



Lucas Freire

**Modelo de Comercialização de Energia Renovável
no Ambiente de Contratação Livre
via Teoria de Jogos Cooperativos**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Delberis Araújo Lima

Rio de Janeiro
Abril de 2013



Lucas Freire

**Modelo de Comercialização de Energia Renovável
no Ambiente de Contratação Livre
via Teoria de Jogos Cooperativos**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Delberis Araújo Lima
Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Alexandre Street de Aguiar
Co-Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Sérgio Granville
PSR – Soluções e Consultoria em Energia Ltda

Prof. Luiz Augusto Nóbrega Barroso
PSR Consultoria

Prof. Reinaldo Castro Souza
Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Marco Antônio Guimarães Dias
Petróleo Brasileiro – Rio de Janeiro

Prof. José Eugenio Leal
Coordenador Setorial do Centro
Técnico Científico

Rio de Janeiro, 10 de Abril de 2013

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Lucas Freire

Graduou-se em Engenharia Elétrica pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro em 2009. Trabalhou por dois anos e meio como consultor na Visagio Consultoria, Assessoria e Desenvolvimento LTDA. Ingressou no Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da PUC-Rio em Março de 2011 e participou em congressos de Estatística e Otimização.

Ficha Catalográfica

Freire, Lucas

Modelo de comercialização de energia renovável no ambiente de contratação livre via teoria de jogos cooperativos / Lucas Freire ; orientador: Delberis Araújo Lima– 2013.

109 f. : il. (color.) ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2013.

Inclui bibliografia

1. Engenharia elétrica – Teses. 2. Comercialização de energia renovável. 3. Jogo cooperativo. 4. Programação linear inteira mista. 5. Decomposição de Benders. I. Lima, Delberis Araújo. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3

Para meus pais, Tita e Felipe e irmãos, Bárbara, Luana e Pedro.

Agradecimentos

Aos meus pais, por me darem todo o suporte durante toda a vida e sempre acreditarem no meu potencial.

Aos meus irmãos, por tornarem minha vida mais alegre.

À minha avó, pelo suporte durante o curso de graduação e parte do curso de mestrado.

À Laura Landau, pelo amor e companheirismo durante todo o curso de mestrado.

Aos meus amigos, sem os quais a vida também não teria graça.

Aos meus familiares, que tanto amo e por tudo o que já fizeram por mim.

Aos meus orientadores, Delberis Lima e Alexandre Street, pela dedicação ao trabalho, confiança na minha capacidade e por todas as oportunidades que me foram dadas desde os tempos de graduação.

Ao professor Javier Contreras, pelas valiosas contribuições para o trabalho.

Ao Bruno Fânzeres, ao Alexandre Moreira e à Ana Luiza Lopes, pelo apoio na pesquisa e companheirismo durante todo o curso.

Aos professores e funcionários do departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio, pela qualidade do ensino e excelente infraestrutura, essenciais para a execução do curso de mestrado.

À UTE Norte-Fluminense.

Ao CNPq, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Resumo

Freire, Lucas; Lima, Delberis Araújo (Orientador). **Modelo de Comercialização de Energia Renovável no Ambiente de Contratação Livre via Teoria de Jogos Cooperativos**. Rio de Janeiro, 2013. 109p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

No Brasil, as três principais fontes renováveis de energia elétrica são eólica, pequenas centrais hidrelétricas (PCHs) e biomassa. A comercialização da energia proveniente dessas fontes ocorre majoritariamente no ambiente de contratação regulada (ACR), através de leilões, em detrimento do ambiente de contratação livre (ACL). Isso devido ao fato de seus recursos naturais serem sazonais, estabelecendo o risco de preço-quantidade no ACL, em que o excesso ou déficit de energia gerada em relação à quantidade contratada é liquidado ao preço de liquidação de diferenças (PLD), uma variável sistêmica e altamente volátil. Contudo, a complementaridade dessas fontes permite reduzir esses riscos quando a energia é comercializada de forma conjunta, através de um fundo de energia que gera aumento do valor do portfólio com relação à comercialização individual. Esta dissertação utiliza a teoria de jogos cooperativos para analisar formas de repartir o benefício gerado, através da alocação de quotas financeiras. O conjunto de soluções onde o resultado individual das fontes no fundo é maior do que o resultado individual em qualquer subcoalisão define o núcleo do jogo. Assim, a complexidade de encontrar uma solução dentro do núcleo depende do número de subcoalizões, que cresce exponencialmente com o número de jogadores. Nesse contexto, este trabalho se propôs a apresentar: (i) um modelo de portfólio que incentiva a participação de fontes renováveis no ACL; (ii) um modelo de programação linear que busca o núcleo do jogo; (iii) uma metodologia eficiente baseada em decomposição de Benders, capaz de suprimir a questão da explosão combinatória do problema.

Palavras-chave

Comercialização de energia renovável; jogo cooperativo; programação linear inteira mista; decomposição de Benders.

Abstract

Freire, Lucas; Lima, Delberis Araújo (Advisor). **Renewable Energy Commercialization Model for the Free Market via Cooperative Games Theory**. Rio de Janeiro, 2013. 109p. MSc. Dissertation – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

In Brazil, the three main sources of renewable energy are wind, small run-of-river hydros (SH) and biomass. The energy sale of such sources occurs mainly in the Regulated Trading Environment (RTE), through auctions, with shy occurrences in the Free Trading Environment (FTE). This is due to the fact that their natural resources are seasonal, establishing the so-called price-quantity risk in the FTE, as the surplus or deficit of energy generated relative to the contracted amount is settled at the market's spot price, a systemic and highly volatile variable. However, the complementary nature of these sources allows risk reduction if their energy are trade jointly, through an energy hedge pool that increases the value of the portfolio in comparison to individual strategies. This work makes use of cooperative games theory to analyze ways of sharing the generated benefit, through financial quotas allocation. The set of solutions where the individual sources results in the pool are greater than its results at any possible subcoalition defines the core of the game. Thus, the challenge of finding a solution inside the core depends on the number of subcoalitions, which grows exponentially with the number of players. In this context, this work proposes to present: (i) a model of portfolio that encourages the penetration of renewable sources in the FTE; (ii) a linear programming model that pursues the game's core; (iii) an efficient methodology based on Benders decomposition that is capable of suppress the problem of combinatorial explosion, typical of cooperative games with many players.

Keywords

Commercialization of renewable energy; cooperative games; Benders decomposition; mixed integer linear programming.

Sumário

1	Introdução	17
1.1	Motivação	21
1.2	Revisão Bibliográfica	23
1.3	Objetivos	25
1.4	Estrutura da Dissertação	26
2	O Ambiente de Contratação Livre	29
3	Fontes Renováveis de Energia do Brasil	35
3.1	As Pequenas Centrais Hidrelétricas	35
3.2	As Centrais Eólicas	37
3.3	As Usinas de Biomassa	40
3.4	A Complementariedade nos Perfis de Geração das Fontes Renováveis	42
4	Decisão sob Incerteza	45
4.1	Teoria de Decisão	45
4.2	Incerteza e Risco	46
4.3	O CVaR	48
4.4	O Equivalente Certo	52
5	Comercialização de Energia no ACL	55
5.1	Expressão de Renda de Contratos de Energia no ACL	55
5.2	Otimização de Portfólio	57
6	A Teoria de Jogos Cooperativos	61
6.1	A Função Característica	63
6.2	Reparto dos Benefícios: Motivação	65
6.3	O Núcleo de Jogos Cooperativos	66
6.4	Reparto via Lastro	67
6.5	Reparto via Valor Shapley	68
6.6	Nucléolos	68

7	Modelagem do Fundo de Comercialização de Energia Renovável	71
7.1	Caracterização do Problema Via Teoria de Jogos Cooperativos	73
8	A Explosão Combinatória do Problema	81
8.1	A Técnica de Decomposição de Benders	83
9	Experimentos Computacionais	91
9.1	Experimento 1: estudo didático do método de reparto via Benders	94
9.2	Experimento 2: comparação entre o método de solução de reparto via enumeração de coalizões e via técnica de decomposição de Benders através da criação de diferentes instâncias do problema	98
9.3	Experimento 3: comparação entre o método de solução de reparto via enumeração de coalizões e via técnica de decomposição de Benders com diferentes instâncias do problema	100
10	Conclusão	103
10.1	Trabalhos Futuros	104
11	Referências Bibliográficas	105

Lista de Figuras

Figura 1.1 – PLD histórico por subsistema	20
Figura 1.2 – Expansão da geração segundo o PDE 2020	22
Figura 2.1 – PLD e armazenamento total – subsistema SE/CO	33
Figura 2.2 – Exemplo de liquidação de diferenças no mercado de curto prazo de energia elétrica no Brasil para um produtor intermitente	34
Figura 3.1 – Histórico de geração elétrica anual de uma PCH situada no sudeste	36
Figura 3.2 – Geração PCH sudeste e PLD histórico	37
Figura 3.3 – Capacidade Mundial Eólica Instalada - WWEA	38
Figura 3.4 – Fluxo de potência eólica anual – velocidade média anual do vento a 50m de altura (m/s)	39
Figura 3.5 – Histórico de geração eólica anual e PLD histórico	40
Figura 3.6 – Histórico de geração com uso de biomassa e PLD histórico	42
Figura 3.7 – Perfil de geração simulado em % do Certificado (média de longo prazo) para as três principais fontes renováveis presente no Brasil.	42
Figura 4.1 – VaR de uma distribuição de probabilidade genérica	49
Figura 4.2 – Valor em risco e valor condicional em risco de uma distribuição de probabilidade de um portfolio de contratação	50
Figura 4.3 – Comparação entre $CVaR$ e VaR de duas distribuições genéricas de probabilidade	51
Figura 7.1 – Modelo de comercialização de energia renovável no ACL via teoria de jogos cooperativos	76
Figura 7.2 – Alocação de quotas do jogo cooperativo pelos três tipos de reparto estudados	78
Figura 8.1 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders	86
Figura 8.2 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders	87

Figura 8.3 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders	88
Figura 9.1 – Processo iterativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders	95
Figura 9.2 – Comparação das soluções de reparto para o método Nucléolos pelas técnicas via enumeração e via Benders	97

Lista de Tabelas

Tabela 6.1 – Tabela de comparação de fluxos futuros estocásticos de três diferentes usinas renováveis comercializando sua energia no ACL de forma individual e através de cooperação	65
Tabela 6.2 – Alocação dos benefícios de uma possível cooperação entre as fontes	66
Tabela 7.1 – Métodos de alocação de quotas	77
Tabela 7.2 – Comparação entre 4 diferentes métodos de repartição de quotas	77
Tabela 8.1 – Aumento exponencial do número de coalizões com o aumento do número de jogadores (n).	81
Tabela 9.1 – Cortes gerados pelo algoritmo de solução de reparto via técnica de decomposição de Benders até a sua convergência	94
Tabela 9.2 – Comparação das soluções do método Nucléolos por técnica por enumeração e por Benders	96
Tabela 9.3 – Comparação entre o método de reparto por enumeração de coalizões e pelo algoritmo que utiliza técnica de decomposição Benders	98
Tabela 9.4 – Reparto e alocações do método Nucléolos por técnica por enumeração e por Benders – instância de 13 jogadores	99
Tabela 9.5 – Teste de estresse do método de reparto pelo algoritmo que utiliza técnica de decomposição Benders	100
Tabela 9.6 – Reparto e alocações do método Nucléolos por técnica de decomposição de Benders – instância de 25 jogadores	101

Índices

i	Elemento de vetor/conjunto/jogador
(j) , (k)	Iteração computacional
t	Período
c	Cenário

Variáveis Aleatórias

\tilde{y}	Variável aleatória
$\tilde{\mathbf{y}}$	Vetor de variável aleatória
$\tilde{G}_{i,t}$	Geração elétrica do agente i no período t
$\tilde{\pi}_t$	Preço spot no período t
R_t	Renda do agente no período t

Conjuntos

\emptyset	Conjunto vazio
S	Conjunto de jogadores/coalizão
N	Conjunto que representa a grande coalizão
C	Conjunto de cenários discretos
\wp	Power-set
\mathcal{B}	Conjunto do power-set de N excluindo-se o conjunto vazio e N
\mathcal{C}	Núcleo do jogo cooperativo
\mathbb{B}	Conjunto dos números binários
\mathbb{R}	Conjunto dos números reais

Vetores

\mathbf{x}	Vetor real de soma 1 que define um conjunto de alocações de uma dada coalizão
\mathbf{s}	Vetor binário que representa uma coalizão de jogadores
$\mathbf{s}^{\{i\}}$	Conjunto/coalizão representante do jogador i individualmente, em notação vetorial
$\mathbf{1}$	Vetor de uns (1); conjunto que representa a grande coalizão em notação vetorial
$\nabla^{(j)}$	Vetor do gradiente da função de menor vantagem na iteração j

Variáveis de Decisão

x_i	Alocação do jogador i na coalizão
Q_t	Quantidade de um contrato de venda de quantidade no ACL, do agente no período t
s	Coalizão com menor vantagem (vetor)
t, δ	Variável de aproximação linear convexa por partes

Parâmetros

p_c	Probabilidade do cenário c ocorrer
λ	Parâmetro de aversão a risco
α	Parâmetro de definição do nível do percentil
h_t	Número de horas do período t
l_i	Lastro do agente i
n	Número de jogadores
g	Aceleração da gravidade
$D_{\text{água}}$	Densidade da água
r	Rendimento de máquina elétrica
P_t	Preço de venda do contrato de quantidade no ACL do agente, no período t
K	Fator de desconto
POT	Potência da usina em Megawatts
H	Altura de barragem de usina
ε	Gap de convergência
$UB^{(j)}$	Limite superior da função de otimização na iteração j
$LB^{(j)}$	Limite inferior da função de otimização na iteração j
$V^{*(j)}$	Valor ótimo da função de menor vantagem na iteração j

Funções

$\max_{x \geq 0}$	Função de maximização com variável de decisão x
$\min_{x \geq 0}$	Função de minimização com variável de decisão x
ρ	Equivalente Certo
$v(S)$	Função característica associada à coalizão S
$v(s)$	Função característica associada à coalizão s em notação vetorial
$\hat{v}^{*(j)}$	Função de maximização da menor vantagem, na iteração j
VaR	Função de Valor em Risco
$CVaR$	Função de Valor Condicional em Risco
\mathbb{E}	Função de Valor Esperado
$P()$	Probabilidade
$\inf(S)$	Função de menor elemento do conjunto S

Operadores

T	Transposta
10^q	q -ésima potência de 10
$!$	Fatorial
Σ	Somatório

Abreviaturas, Siglas e Símbolos

,	Separador de decimal
.	Separador de milhar
<i>ABEEólica</i>	Associação Brasileira de Energia Eólica
<i>ACL</i>	Ambiente de Contratação Livre
<i>ACR</i>	Ambiente de Contratação Regulada
<i>ANEEL</i>	Agência Nacional de Energia Elétrica
<i>CCEE</i>	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
<i>CERPCH</i>	Centro Nacional de Referência em Pequenas Centrais Hidrelétricas
<i>CMO</i>	Custo Marginal de Operação
<i>CVaR</i>	Conditional Value-at-Risk (Valor Condicional em Risco)
<i>EC</i>	Equivalente Certo
<i>ENA</i>	Energia Natural Afluente
<i>EPE</i>	Empresa de Pesquisa Energética
<i>FC</i>	Fator de Capacidade
<i>Gb</i>	Giga bytes
<i>GHz</i>	Giga Hertz
<i>GW</i>	Gigawatts
<i>GWh</i>	Gigawatts-hora
<i>Km²</i>	Kilômetros quadrados
<i>KV</i>	Quilovolts
<i>KW</i>	Kilowatts
<i>KW</i>	Kilowatts-hora
<i>m/s</i>	Metro por segundo
<i>m/s²</i>	Metro por segundo ao quadrado
<i>m³/s</i>	Metro cúbico por segundo
<i>MW</i>	Megawatts
<i>MWh</i>	Megawatts-hora
<i>MWmédio</i>	Megawatts-médios
<i>ONS</i>	Operador Nacional do Sistema
<i>p.u.</i>	Por unidade
<i>PCH</i>	Pequena Central Hidrelétrica
<i>PDE</i>	Plano Decenal de Expansão de Energia
<i>PIE</i>	Produtor Independente de Energia
<i>PL</i>	Programação Linear
<i>PLD</i>	Preço de Liquidação de Diferenças
<i>PROINFA</i>	Programa de Incentivos a Fontes Alternativas de Energia Elétrica
<i>RAM</i>	Random Access Memory (Memória de acesso randômico)
<i>SIN</i>	Sistema Interligado Nacional
<i>v.a.</i>	Variável aleatória
<i>TUSD</i>	Tarifa de uso de sistema de distribuição
<i>TUST</i>	Tarifa de uso de sistema de transmissão
<i>VARX</i>	Vector AutoRegression with eXternal variables (auto regressão vetorial com variáveis externas)
<i>WWEA</i>	World Wind Energy Association

1

Introdução

Em função das alterações climáticas, há uma pressão global para incentivar o uso de fontes de energia elétrica com baixa emissão de gases poluentes. Apesar de grande parte da energia elétrica no Brasil ser de fonte renovável, o país segue a tendência mundial de incentivo do uso de fontes renováveis na expansão da sua matriz elétrica. Os principais tipos de fontes renováveis no Brasil são: pequenas centrais hidroelétricas (PCHs), cogeração à partir da queima de bagaço de cana (biomassa) e centrais eólicas. Apesar do forte apelo ambiental dessas fontes, um dos principais desafios que elas enfrentam é viabilizar economicamente o seu uso em um mercado competitivo.

Recursos hidrológicos são abundantes no Brasil, e seu potencial inexplorado supera a capacidade total atualmente instalada no país. Além disso, devido a uma grande capilaridade dos rios que recortam o país, existem diversas oportunidades de implantação de usinas com pequenos reservatórios [1] – e até mesmo sem reservatório – que geram energia a fio d'água, chamadas de Pequenas Centrais Hidrelétricas. De modo geral, as PCHs possuem um perfil de geração intermitente, por não terem controle do fluxo de água que passa por suas turbinas e, conseqüentemente, não possuem controle sobre sua geração em escala superior à semanal [2]. Além disso, PCHs situadas na região Sudeste possuem características de sazonalidade com períodos de seca em parte do ano, que proporcionam menor geração de energia em relação à média anual, aumentando os riscos dos investimentos nesse perfil.

Outra forma de geração de energia elétrica de fonte renovável comum no Brasil é a cogeração por meio da queima do bagaço da cana-de-açúcar, um subproduto da fabricação de açúcar e álcool. Usinas que usam este tipo de combustível para gerar energia elétrica são chamadas de usinas à Biomassa. A geração de energia através dessa fonte foi amplamente incentivada no Brasil, tendo algumas centenas de MW's já instalados desde 2004 [2]. Tal como as PCH's, a geração de energia por Biomassa não é constante ao longo do ano. A

geração se dá apenas nos períodos de colheita da cana-de-açúcar, que em geral coincide com o período de seca. Fora desse período, a geração é nula devido ao período da entressafra.

Outra fonte que vem sendo largamente utilizada no mundo é a energia eólica. No Brasil, a energia eólica é a fonte que mais cresce, principalmente devido sua alta competitividade no preço da energia [3] [4].

As centrais eólicas e as PCHs tem seus perfis de geração ditados pela fonte de recursos disponíveis: vento e água, respectivamente. Ou seja, ambos os tipos de recursos seguem um padrão de disponibilidade incerto, tornando-se essa a principal dificuldade de comercializar a energia proveniente dessas fontes. Apesar de a biomassa possuir um padrão bem definido de geração de energia elétrica, a forte sazonalidade na geração (produção de energia elétrica geralmente de meados de abril até meados de dezembro) também cria dificuldades comerciais.

O perfil típico de uma PCH localizada no submercado do Sudeste do Brasil tem alta produção durante o período chuvoso, que coincide com o período de ventos fracos no submercado do Nordeste, onde estão estabelecidas a maior parte das usinas eólicas. Além disso, nesse mesmo período as usinas à Biomassa, em geral situadas também no Sudeste, produzem pouco. Sua produção ocorre justamente no período de colheita, que coincide com o período de seca no Sudeste. Portanto, apesar da geração de energia elétrica de PCH's, de Biomassas e Eólicas possuírem perfis intermitentes e sazonais, elas apresentam certa complementariedade entre si.

No Brasil, A comercialização de energia elétrica proveniente das fontes mencionadas acima pode ser feita em dois ambientes: no ambiente de contratação regulada (ACR) e no ambiente de contratação livre (ACL) [5] e [6]. Todo e qualquer contrato de compra e venda de energia, tanto do ACR como do ACL, deve ser registrado na Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) [7] e serve de base para contabilização e liquidação de diferenças (entre a quantidade de energia gerada e a quantidade contratada) no mercado de curto prazo.

Para incentivar a expansão de oferta de geração de energia elétrica, ficou estabelecido, através do marco regulatório de 2004, que as distribuidoras deveriam contratar 100% de sua energia no ACR, por meio de contratos de longo prazo, definidos a partir de leilões com prazos de entrega da energia [8]. Ainda, todos os contratos deveriam ser assegurados através de capacidade física de

suprimento, por parte das usinas. Nesse sentido, a demanda é atendida de forma segura, já que é 100% atrelada a contratos que possuem respaldo físico de geração. Com os contratos de longo prazo, criou-se um ambiente favorável a novos investimentos em geração, dado que esses contratos reduzem a volatilidade dos fluxos de caixa dos geradores, garantindo uma remuneração mínima. Porém, tem-se notado nos últimos anos que a venda de energia através de leilões está criando uma disparidade nas ofertas de diferentes fontes [3]. Esta disparidade acaba inviabilizando a criação de novos investimentos em fontes que não conseguem ofertar preços tão competitivos quanto os das fontes mais baratas. É o caso de PCHs e usinas à biomassa. É nesse contexto que o ACL aparece como alternativa.

A comercialização de energia elétrica no ACL é caracterizada quando um gerador ou uma comercializadora negocia diretamente com consumidores livres, via contratos bilaterais, o preço e a quantidade de energia a ser entregue, sem a necessidade de leilões. Em geral, os contratos no ACL são de poucos meses a 5 anos e firmados por quantidade. Contratos de energia do tipo *quantidade* são aqueles em que fica definido um preço fixo (em R\$/MWh) a ser pago ao consumidor por uma quantidade fixa (em MWh) a ser entregue pelo produtor (ou comercializador) para cada período do horizonte do contrato bilateral.

No ACL, o agente vendedor é obrigado a entregar uma quantidade de energia pré-fixada (salvo variações estipuladas em contrato) e, quando a geração excede a quantidade definida em contrato, o agente liquida (vende) o seu excedente de energia no mercado de curto prazo ao preço de liquidação de diferenças (PLD). Nos casos em que a geração é menor do que a energia contratada, o agente liquida (compra) a diferença de energia também ao PLD. Ou seja, toda diferença entre a quantidade de energia gerada e a quantidade de energia contratada deve ser liquidada no mercado de curto prazo, ao PLD. O PLD é obtido através de um processo de otimização que define o valor do custo marginal de operação do sistema. Esse custo é limitado a um piso e a um teto, divulgados anualmente pela CCEE. Portanto, ele é uma variável sistêmica que depende de vários fatores operativos como níveis de armazenamento de reservatórios de usinas hidrelétricas e custo de operação de termelétricas. Como consequência de ser um valor baseado no custo marginal da operação de um sistema hidrotérmico, projetado para suportar condições adversas de afluência, possui a característica de

se manter na maior parte do tempo em valores baixos. Porém, sob condições desfavoráveis como, por exemplo, uma defasagem entre oferta e demanda, pode chegar a patamares muito elevados, como o próprio valor de teto, em poucas semanas [9]. Essa volatilidade torna a comercialização neste mercado altamente arriscada [9] e [10]. A Figura 1.1 exemplifica esse comportamento.

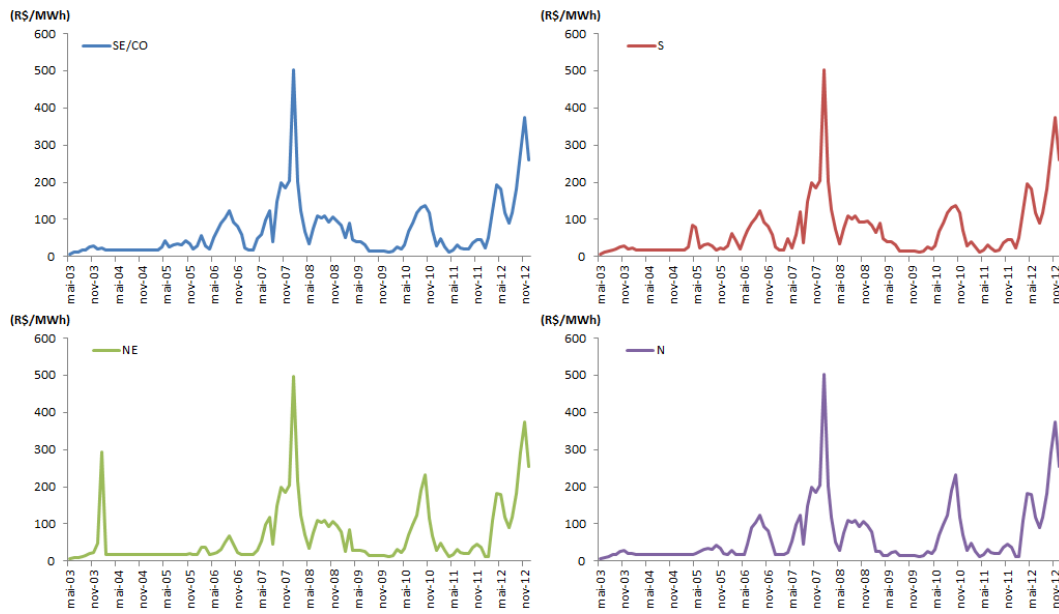


Figura 1.1 – PLD histórico por subsistema

Assim, conforme relatado em trabalhos anteriores [8] e [2], a obrigação da entrega da energia contratada no ACL representa um risco elevado para as fontes renováveis, pois nos casos de cenários de baixa geração e alto PLD, ou nos cenários de elevada geração de energia e baixo valor do PLD, o agente fica exposto a elevados prejuízos no mercado de curto prazo.

Este trabalho busca contribuir para o aumento da participação de fontes renováveis no Ambiente de Contratação Livre. As três fontes de geração mencionadas anteriormente, se comercializadas individualmente, ficam expostas ao risco de preço-quantidade, devido à sazonalidade e intermitência na geração. Por outro lado, quando passam a ser comercializadas em conjunto conseguem mitigar este risco, tornando o ACL um ambiente mais atraente para contratação [2], [11] e [12].

Conforme mostrado em [2] e em [11], é possível obter um nível ótimo de contratação que reduz os riscos da comercialização no ACL a partir da combinação de fontes complementares. No presente trabalho, essa ideia é usada

para formar um fundo de renováveis que visa comercializar a energia dos três tipos das principais fontes de energia renováveis disponíveis no Brasil, ou seja, PCH, biomassa e eólica [11]. Assim, é esperado que o valor representativo da comercialização do fundo seja maior que a soma dos valores das estratégias individuais das fontes.

Considerando que a estratégia de comercialização conjunta é melhor do que a estratégia de comercialização em separado, surge o desafio de repartir de forma justa o benefício obtido da comercialização conjunta das fontes. Para lidar com essa questão, foi apresentado em [11] um modelo para alocação de quotas da renda de um fundo de energia renovável utilizando-se teoria de jogos cooperativos. Porém, o modelo apresentado considerou um estudo de caso com 3 usinas apenas, uma de cada fontes diferente e, portanto, não contemplou a possibilidade de formar um fundo com muitas usinas de variadas fontes. Um fator impactante na resolução de problemas de jogos cooperativos é a intratabilidade do problema que surge com o aumento do número de jogadores. Essa questão será devidamente evidenciada e resolvida neste trabalho.

Neste trabalho as duas ideias anteriormente apresentadas são combinadas, contemplando os benefícios do efeito portfólio de renováveis e a alocação de quotas do fundo, além de tratar do problema do aumento do número de jogadores. A principal contribuição deste trabalho está em criar um modelo para formar um fundo de energia com fontes renováveis. A proposta é permitir que o fundo comercialize a energia no ACL de forma conjunta. Adicionalmente, a alocação de quotas da renda futura aos participantes será pré-definida, considerando um grande número de jogadores. O tratamento da explosão combinatória dos jogadores é feita via técnica de decomposição de Benders para problemas de programação linear inteira mista.

1.1 Motivação

Com o intuito de aumentar a participação das fontes renováveis na matriz elétrica brasileira, em 2004 foi criado o PROINFA (Programa de Incentivos a Fontes Alternativas de Energia Elétrica), [13]. Esse programa criou incentivos para a entrada de algumas fontes renováveis (PCH, eólica e biomassa) no

mercado, oferecendo um ambiente mais seguro para contratação dessa energia através de contratos de longo prazo com as distribuidoras. A partir de então essas fontes vêm aumentando sua participação no ACL, mas ainda não extraem todo o benefício possível deste ambiente de contratação.

O Plano Decenal de Expansão de Energia para 2020 (PDE 2020) [14], elaborado pela Empresa de Pesquisas Energéticas (EPE) prevê que as fontes alternativas passarão de aproximados 18 GW de potência instalada em dezembro de 2010 para algo em torno de 22 GW em dezembro de 2020, conforme podemos verificar na Figura 1.2, também extraída do relatório do PDE 2020.

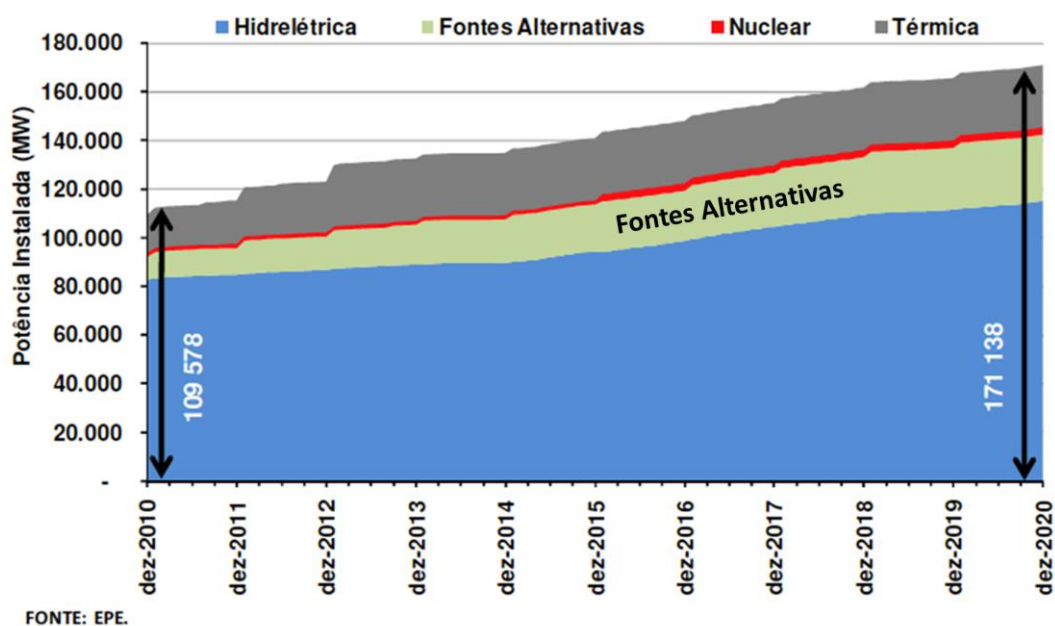


Figura 1.2 – Expansão da geração segundo o PDE 2020

Entre as variáveis que representam risco aos agentes renováveis está a natureza das fontes de energia dos geradores e o PLD, responsável pela volatilidade das rendas obtidas em contratos no ACL. Todas elas dependem basicamente de condições climáticas que, ainda que possuam um certo padrão, podem emergir com cenários de grandes perdas financeiras para o fluxo de caixa de usinas de fontes intermitentes, como as renováveis. Além disso, o caráter sazonal de produção de usinas renováveis torna a venda da energia através de contratos flat um desafio ainda maior, pois ao contrário da geração, a quantidade de energia a ser entregue é a mesma para todos os períodos do contrato.

Dada a dificuldade que as fontes renováveis apresentam para comercializar energia no ACL, é preciso buscar um novo método de comercialização que possa contribuir para o aumento de competitividade de tais fontes nesse ambiente, frente aos outros agentes do mercado. Os incentivos já presentes na regulação do mercado como, por exemplo, descontos na TUST/TUSD (tarifas de uso de sistemas de transmissão e distribuição), para fontes renováveis se fazem muito importantes [15]. Porém, ainda não são suficientes para aliviar o risco de preço e quantidade e fazer com que tais fontes desfrutem dos benefícios desse ambiente de comercialização. É preciso tornar a comercialização no ACL uma alternativa real para as fontes renováveis, fazendo com que não fiquem limitadas ao ACR. A diversificação inteligente de um portfólio de contratos de energia proveniente de fontes renováveis, utilizando-se da complementariedade sazonal existente entre as diferentes fontes pode surgir como um bom instrumento de mitigação de risco, tornando o ACL um ambiente mais atrativo para as fontes e para investidores. Assim sendo, um modelo que diminua os riscos de preço e quantidade e que gere, por conseguinte, valor à comercialização dessas fontes renováveis é essencial para a consolidação dessas fontes de maneira sustentável na matriz elétrica do Brasil [4].

Nesse contexto, é visível a necessidade da utilização de um ferramental adequado para tratar os riscos inerentes à comercialização da energia dessas fontes no ACL.

1.2

Revisão Bibliográfica

Estudos recentes na área de comercialização de energia que estudam otimização de portfólios de energia elétrica sob incerteza, utilizando o *CVaR*, podem ser vistos em [2], [16], [17] e [18]. Em [2] um modelo de otimização estocástica com aversão a risco foi utilizado para a criação de um portfólio ótimo composto por usinas de fontes renováveis, para lastrear a venda de um contrato de quantidade no ACL. Em [16] é feita avaliação de contratos de compra e venda de energia elétrica através de teoria de opções. Estratégias ótimas em leilões de energia são apresentadas em [17]. Já [18] apresenta um modelo de avaliação do risco para composição ótima de um portfólio de energia.

Trabalhos com simulações de cenários de geração de energia renovável aplicados à comercialização de energia no ACL podem ser vistos em [2] e [12], sendo que este último possui um foco maior na apresentação de um modelo estatístico proposto para capturar a correlação entre os cenários de geração de PCHs e de parques eólicos. A principal contribuição de [12] foi a consideração de variáveis incerteza utilizadas no modelo de simulação do despacho hidrotérmico do Brasil [12], Energia Natural Afluente (ENA) dos quatro subsistemas, como variáveis explicativas da geração renovável. Essas variáveis possibilitaram a captura da correlação entre os recursos renováveis e os preços de curto prazo simulados por esse mesmo modelo operativo. Neste mesmo artigo, uma eólica e uma PCH comercializam sua energia de forma conjunta no ACL e os resultados mostram que os benefícios da complementaridade permitem uma redução substancial do risco de preço e quantidade desse ambiente. Assim, o modelo estatístico, proposto em [12], é detalhado em um segundo artigo apresentado nesta mesma conferência [19].

Trabalhos que utilizam a teoria de jogos cooperativos são abundantes em diversas aplicações. Particularmente, [20] tratou de jogos cooperativos estocásticos (sob incerteza), abordando muitos dos assuntos aqui utilizados, como superaditividade, convexidade e equivalentes certos. Com aplicação de teoria de jogos cooperativos em problemas do setor elétrico brasileiro, [21] apresentou um modelo de repartição, baseado em nucléolo, para a Garantia Física das hidroelétricas no Brasil, comparando-o com diversos métodos clássicos. Já em [11], foi proposto a formação de um fundo de geradores de energia elétrica por fontes renováveis no ACL para mitigar o risco de preço e quantidade de seus participantes. A proposta do trabalho é aproveitar o efeito sinérgico proveniente da complementaridade entre os diferentes perfis de geração para proporcionar aumento nos ganhos financeiros das fontes de energia. Uma análise baseada em teoria de jogos cooperativos foi feita para mostrar que a formação do fundo de renováveis gera benefícios maiores que qualquer subcoalizão composta pelas fontes participantes. No entanto, este trabalho explorou um único estudo de caso com três fontes apenas e não se dispôs a resolver a questão da intratabilidade do problema relativo ao aumento do número de participantes. Esse fator é característico de problemas envolvendo jogos cooperativos, conforme disposto em [22] e [23]. Esses últimos dois trabalhos focam no desenvolvimento de métodos

computacionais que resolvam a questão desta intratabilidade e permitam resolver em tempo hábil problemas de acesso ao núcleo de jogos cooperativos com um grande número de jogadores.

1.3 Objetivos

Esta dissertação tem como objetivo principal propor um modelo de comercialização de energia que incentive a participação de usinas renováveis no ACL. Nesse modelo, uma comercializadora é utilizada para criar um pool (ou fundo) de renováveis e comercializar a energia de maneira conjunta. Os participantes desse pool recebem quotas de participação dos benefícios financeiros referentes à comercialização conjunta de suas energias. O mecanismo proposto faz uso da sinergia existente entre os diferentes perfis de geração de seus participantes. Para definir a quota, ou rateio, de cada participante do fundo, será utilizado o conceito de nucléolo em jogos cooperativos. O critério de reparto das quotas baseado nesse conceito garante que nenhum subconjunto de participantes obtenha resultados melhores que os da grande coalizão e que, portanto, tenham incentivos suficientes para participar do fundo. Apesar desta importante característica, que garante a estabilidade do mecanismo, esse método de reparto possui limitações quanto ao aumento do número de participantes, uma vez que isso implica no crescimento exponencial do número de subcoalizões (restrições do problema). Para resolver essa questão, foi desenvolvida uma nova modelagem para este método de reparto, através de uma técnica baseada em decomposição de Benders [24]. Tal modelagem é capaz de encontrar de maneira eficiente a coalizão que possui a menor vantagem absoluta (em termos financeiros), dentre todas as subcoalizões, dado um conjunto de alocações financeiras do fundo. Essa abordagem auxiliou o desenvolvimento de uma metodologia capaz de encontrar uma solução de reparto que garantidamente pertença ao núcleo do jogo cooperativo¹, caso ele exista. Desta forma, a presente dissertação contribui de duas formas: (i) com uma nova proposta de um fundo cooperativo de comercialização de energia renovável para mitigar o risco de preço e quantidade

¹ O núcleo de um jogo cooperativo é o conjunto de todas as soluções em que todos os participantes do jogo obtenham resultados melhores quando participam da grande coalizão do que em qualquer possível subcoalizão formada. Sendo grande coalizão aquela composta por todos os jogadores.

da comercialização no ACL e (ii) com uma metodologia eficiente para encontrar um rateio de cotas que garanta a estabilidade do fundo cooperativo proposto.

1.4

Estrutura da Dissertação

Esta dissertação está dividida da seguinte maneira:

No capítulo 2 o Ambiente de Contratação Regulada e o Ambiente de Contratação Livre são caracterizados. Ficam dispostos suas respectivas regras, seus respectivos riscos e como os agentes negociam energia nesses dois ambientes. Ainda, são apresentadas as motivações para a busca de um modelo que faça do ACL uma alternativa real ao ACR, no intuito de fazer com que seja um ambiente mais atrativo para as fontes renováveis do Brasil.

O capítulo 3 se dedica a apresentar as características de cada uma das três principais fontes de energia renovável brasileiras, alvo do estudo do trabalho: as pequenas centrais hidrelétricas (PCHs), as usinas eólicas e as usinas de cogeração à biomassa. Ainda nessa seção é evidenciada a complementariedade sazonal existente entre essas três fontes.

No capítulo 4 é feita uma revisão de teoria de decisão, incerteza e risco e $CVaR$, fundamentando a escolha da função objetivo do problema de maximização de receita do fundo.

No capítulo 5, as expressões de renda de comercialização de energia no ACL e o modelo de otimização utilizado para o tratamento dos riscos inerentes à comercialização neste ambiente são apresentados.

O capítulo 6 versa sobre teoria de jogos cooperativos e justifica a escolha desta teoria como sendo a melhor abordagem para um problema de reparto de benefícios de um fundo cooperativo. Adicionalmente, todos os métodos de reparto das quotas do fundo utilizadas no estudo são apresentados.

Fundamentado nos capítulos 4, 5 e 6, o capítulo 7 trata de caracterizar o fundo de renováveis como um jogo cooperativo e mostra como o problema pode ser modelado e resolvido via programação linear. É apresentado o modelo desenvolvido para otimização do fundo de comercialização conjunta de energia renovável no ACL, via programação linear.

No capítulo 8 fica evidenciada a questão da explosão combinatória do problema, principal limitação do modelo apresentado no capítulo anterior. A técnica de Benders é utilizada para resolver tal problema, via programação linear inteira mista.

O capítulo 9 apresenta os resultados obtidos com o modelo proposto no capítulo 7 para 3 jogadores e evidencia o problema da explosão combinatória, comparando os resultados dos dois modelos para várias instâncias do problema (construídas com o aumento do número de jogadores).

Por fim, o capítulo 10 apresenta as conclusões obtidas na dissertação e as perspectivas de pesquisas e trabalhos futuros.

2

O Ambiente de Contratação Livre

Neste capítulo, será apresentado em mais detalhes os dois ambientes de comercialização de energia do Brasil, o Ambiente de Contratação Livre (ACL) e o Ambiente de Contratação Regulada (ACR), com ênfase no primeiro. Aqui, é apresentada a maneira como geradores, comercializadores e consumidores negociam contratos de energia nesses ambientes e como os órgãos reguladores aparecem nesse contexto.

No Brasil, o produtor independente de energia (PIE) apareceu em 1995, quando foi criada uma lei regulamentando tanto esses produtores quanto os consumidores livres. Posteriormente, em 1998, o setor elétrico passou por alterações que acabaram levando a criação de: (i) um órgão regulador, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e (ii) um operador do sistema, responsável por operar de forma centralizada cada uma das usinas do setor com objetivo de minimizar os custos totais de produção de energia elétrica, sendo este o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS).

Após a crise elétrica de 2001, que levou o país a um programa de racionamento de energia, o setor elétrico passou novamente por mudanças onde ficou definido o novo marco regulatório de 2004 e foram criadas: a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), responsável pelo planejamento de longo prazo do setor e a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Durante as reformas foram definidos ainda os dois ambientes de contratação de energia do setor: (i) o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e (ii) o Ambiente de Contratação Livre (ACL). O principal objetivo do marco regulatório foi garantir a expansão do sistema de forma segura, organizada e ao menor custo, através de incentivos para atrair o capital privado [9].

Assim, algumas medidas para ampliar a segurança na expansão da oferta foram criadas. Uma delas foi através da regulamentação de que contratos de energia devem ser firmados satisfazendo-se restrições de respaldos físicos de

produção de energia das usinas. Adicionalmente foi estabelecido um certificado de garantia física (GF), também chamado de lastro, para cada usina do sistema. O lastro de uma usina representa uma quantidade máxima de energia (em MW médios) que cada gerador pode vender através de contratos. Como o sistema elétrico brasileiro utiliza principalmente recursos hídricos, o lastro limita a quantidade de energia que pode ser vendida através de contratos, aumentando a confiabilidade no suprimento de energia. Tal certificado é imposto pelo órgão regulador do sistema elétrico brasileiro e é revisado a cada 5 anos. Ele é calculado sob fatores de aversão a risco, baseando-se no histórico de geração do produtor sob condições adversas de disponibilidade de seus recursos naturais. Outra medida tomada para aumentar a segurança na expansão da oferta foi a criação dos contratos de longo prazo. Esses contratos proporcionaram uma visão futura dos preços de energia mais adequada para os investidores do setor de geração, facilitando a captação de recursos através de financiamentos [8]. De modo geral esses contratos de longo prazo são firmados no ACR.

Dos dois ambientes de comercialização criados, o ACR ficou instituído como o ambiente a ser operado através de leilões de contratação de energia a longo prazo, organizados pela CCEE. É através desses leilões que as distribuidoras compram energia elétrica para atendimento de seus consumidores. Esse ambiente tem sido o mais utilizado para viabilizar novos empreendimentos em energia elétrica no Brasil [25] e [26]. Através dos contratos de longo prazo, investidores têm conseguido mais facilmente captar financiamentos para os projetos nessa área, incluindo os de geração através fontes renováveis.

Já o ACL é o ambiente no qual produtores independentes de energia, geradores, autoprodutores e comercializadores de energia passaram a ter o direito de vender sua energia diretamente a consumidores livres, que por sua vez passaram a ter a alternativa de comprar energia não mais apenas das distribuidoras locais. Porém, os contratos no ACL por diversas vezes deixam os produtores expostos ao chamado risco de preço e quantidade, ligado ao perfil intermitente e/ou sazonal de alguns produtores.

Apesar das desvantagens da comercialização no ACL, recentemente esse ambiente vem atraindo o interesse de consumidores e comercializadoras. A compensação dos pontos negativos aparece na flexibilidade de negociação e incentivos para a contratação junto a fontes renováveis (TUST e TUSD), além de

preços e condições atraentes. Nesse contexto, os benefícios da comercialização nesse ambiente vêm sendo compartilhados entre consumidores e produtores.

A partir de 2009, a conjuntura de mercado e incentivos governamentais fizeram com que a fonte eólica apontasse seguidamente como uma das fontes mais baratas (em termos de ofertas em R\$/MWh) nos leilões de energia nova [3]. Devido às condições favoráveis de vento no Brasil e barateamento dos equipamentos (principalmente devido à crise financeira europeia), investimentos no setor de energia eólica vêm crescendo desde então. Em 2012, o leilão de A-5 fechou com preços abaixo de 90 R\$/MWh, o que deixa as fontes de energia mais caras sem condições de competir por novos investimentos. O fato dos empreendedores não saberem até quando essa oferta de preços baixos irá se sustentar contribui para o aumento do interesse no ACL. Esse interesse ocorre tanto para novos projetos quanto para parcelas descontratadas de projetos já existentes. Finalmente, destaca-se que o risco de preço e quantidade e a falta de atratividade do ACR atingem também PCHs e biomassas. Ambas apresentam característica de forte sazonalidade em seus perfis de geração e não conseguem competir com os baixos preços do ACR. Fatos como esses motivam novas pesquisas para incentivar a entrada de fontes renováveis no ACL. Assim, o restante deste capítulo é focado nos aspectos desse ambiente.

Segundo a CCEE, consumidores potencialmente livres são:

- aqueles ligados ao Sistema Interligado Nacional (SIN) após 08/07/1995 que possuam demanda mínima de 3 MW e tensão de fornecimento livre;
- aqueles ligados ao SIN antes de 08/07/1995 com demanda mínima de 3MW e tensão de fornecimento de 69 kV;
- aqueles com demanda entre 500 kW e 3000 kW com tensão de fornecimento livre, desde que contrate energia proveniente de fontes renováveis (Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs), biomassa, eólica, solar ou biogás).

A ponte entre os produtores de energia e os consumidores livres pode ser realizada por uma comercializadora de energia. As comercializadoras formam portfólios de contratos de compra e de venda. O ACL permite que elas

estabeleçam, por exemplo, contratos de disponibilidade² com geradores e de quantidade com consumidores, minimizando os riscos destes agentes. As comercializadoras, portanto passam a assumir grande parte do risco na transação dessa energia. A contrapartida da absorção do risco é balanceada com os benefícios da formação de portfólios complementares de compra e venda de energia que mitigam tal risco.

Todo contrato bilateral firmado no ACL tem de ser registrado na CCEE, e o agente comercializador (ou produtor) se compromete a entregar ao consumidor o montante de energia contratada por período. Eventuais diferenças são liquidadas no mercado de curto prazo, também operado pela CCEE, sempre ao valor do PLD (Preço de Liquidação de Diferenças). A grosso modo, esse valor é o custo marginal da operação do sistema (limitado a um piso e a um teto) e é divulgado pela CCEE semanalmente. Também é a CCEE a responsável por divulgar os valores de piso e teto do PLD, definidos anualmente.

No Brasil, o PLD é geralmente baixo, fruto da operação do sistema possuir grande participação de fontes hidráulicas na matriz elétrica. Porém, o PLD pode variar consideravelmente. Nos casos em que o armazenamento total dos reservatórios atinge níveis muito baixos, o PLD pode sair do valor de piso para patamares próximos ao valor de teto em poucas semanas. Na Figura 2.1 é ilustrada a volatilidade típica do PLD comparado ao armazenamento total de água dos reservatórios do sistema elétrico do Sudeste/Centro-Oeste [27].

² Contratos do tipo *disponibilidade* são aqueles em que o consumidor (ou comercializador) paga um valor fixo (em R\$) a cada período do horizonte do contrato bilateral para deter os direitos do uso ou da comercialização de toda ou parte da energia gerada pelo produtor sem que o segundo tenha a obrigação de gerar uma quantidade fixa em nenhum período. Eventualmente o produtor pode inclusive ter o custo de operação remunerado pelo consumidor sempre que gerar energia.

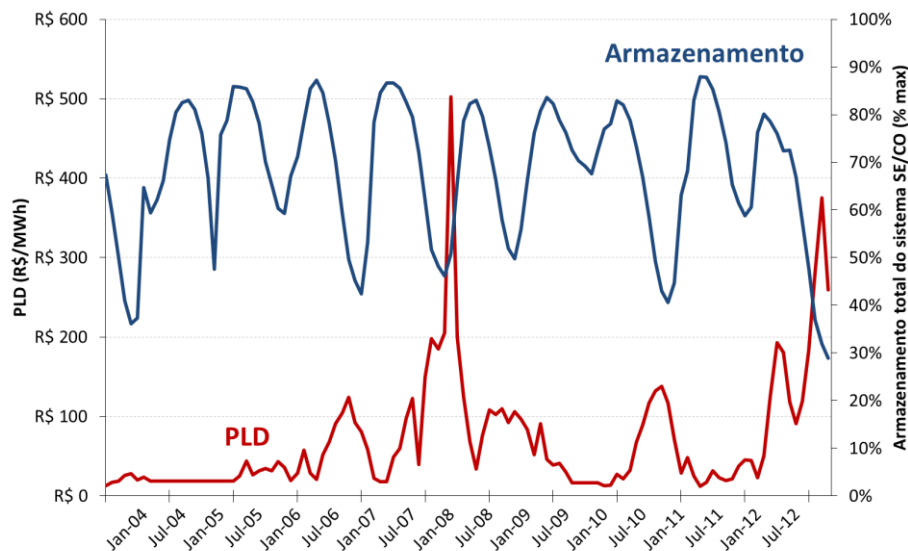


Figura 2.1 – PLD e armazenamento total – subsistema SE/CO

É nesse contexto que aparece a incerteza da contratação de energia no ACL. A liquidação das diferenças pode ser financeiramente benéfica ou maléfica para o agente. Por exemplo, imaginemos um cenário em que um determinado gerador tem sobra de energia em relação ao montante contratado. É intuitivo pensar que esse cenário é bom para ele, pois há um excedente de receita com a venda no mercado de curto prazo. Além de receber o valor estipulado em contrato pela entrega da energia ao comprador, ele recebe o também o valor da venda da sobra de energia no mercado de curto prazo. Porém, isso somente será realmente vantajoso se nesse cenário o valor do PLD estiver mais alto do que o preço da energia definido no contrato de venda. Caso contrário seria melhor se o gerador tivesse vendido mais energia através do contrato bilateral, que neste caso remuneraria mais. Em um cenário oposto, em que esse gerador tem déficit de energia produzida em relação à contratada, a liquidação dessa diferença na CCEE pode ser bastante dispendiosa, dado que o PLD pode ser consideravelmente maior que o preço do contrato. Nesse último caso, um nível de contratação menor seria melhor para o gerador. A Figura 2.2 exemplifica esse risco de preço e quantidade, onde Q é a quantidade de energia vendida através do contrato bilateral (que é a mesma para todo período no caso do contato flat), G_t a energia gerada por período e π_t o preço de curto prazo da energia a cada período t .

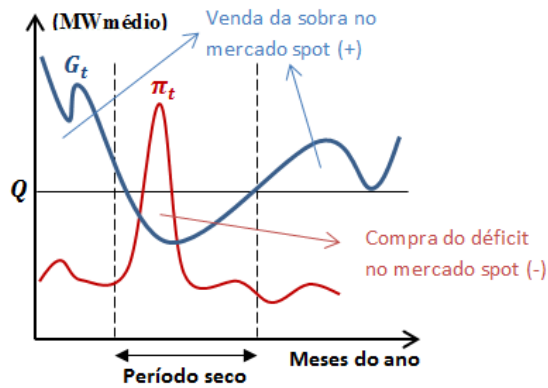


Figura 2.2 – Exemplo de liquidação de diferenças no mercado de curto prazo de energia elétrica no Brasil para um produtor intermitente

Importante ressaltar que toda quantidade de energia contratada na compra passa a ser um direito do agente junto à CCEE, assim como toda quantidade vendida passa a ser um dever. Desta forma, os contratos de compra geram renda (positiva) e os de venda, custo (negativo), ambos na proporção da quantidade contratada (por período). A exceção são os contratos de disponibilidade, onde o direito é sobre o despacho de uma usina, que pode ser adquirido através de um contrato de compra de energia, passando o comprador a ter o direito de comercializar toda ou parte da energia produzida pela usina. Eventualmente, contratos nesses moldes também podem ser utilizados para modelar um agente gerador por si só, que possui os direitos da geração de sua energia. Maiores detalhes dessa contabilização na CCEE estão apresentados no capítulo 5, que fala sobre a comercialização de energia no ACL.

Para tornar o ACL um ambiente menos arriscado para as fontes renováveis, novas propostas de comercialização se fazem importantes, inclusive para que essas fontes se consolidem na matriz elétrica brasileira.

3

Fontes Renováveis de Energia do Brasil

No Brasil, mais de 85% da matriz elétrica brasileira é formada por fontes renováveis de energia. Dentre essas fontes, pode-se citar a energia solar, eólica, hidráulica e biomassa.

A conversão da energia solar em energia elétrica é feita através da captação da energia do sol com placas fotovoltaicas. Essa tecnologia ainda é pouco explorada pela matriz elétrica nacional. A principal planta de energia solar no Brasil é uma usina piloto de 1MW no Ceará operando atualmente. Demais aplicações se restringem a placas solares empregadas no aquecimento de água e ficam instaladas em habitações. No Brasil o aproveitamento da energia elétrica através dessa fonte ainda não é economicamente viável e, portanto, essa fonte não será considerada nos estudos desta dissertação.

Vale ressaltar que no modelo de despacho por ordem de mérito utilizado no Brasil, as usinas renováveis, por serem de pequeno porte, baixo custo de geração e não possuírem o controle da disponibilidade dos seus recursos naturais são consideradas de geração descentralizada, ou seja, não operam segundo ordens do operador do sistema. Sendo assim, toda a energia proveniente dos seus recursos naturais é injetada na rede elétrica.

Neste trabalho serão exploradas as 3 fontes de energia renovável do Brasil que aparecem como as de maior potencial de crescimento nos próximos anos. Serão abordadas suas características e os principais problemas enfrentados por elas no Ambiente de Contratação Livre do mercado brasileiro de energia.

3.1

As Pequenas Centrais Hidrelétricas

A energia hidráulica, beneficiada pela enorme bacia hidrográfica do Brasil possui grande participação na geração de energia elétrica do país. Novos projetos de construção de usinas com grandes reservatórios têm sofrido forte pressão por

vetos, por parte de ambientalistas. Isso se deve aos impactos ambientais causados por tais reservatórios como alteração da biodiversidade e emissão de gás metano, por exemplo. Nesse contexto, o governo pretende explorar o potencial hidráulico ainda inexplorado do país através de PCHs (Pequenas Centrais Hidrelétricas), já que seus reservatórios são pequenos ou até mesmo inexistentes, aumentando ainda mais o número de usinas desse tipo.

De acordo com a resolução nº 394, de 04-12-1998, da ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), PCH é toda usina hidrelétrica de pequeno porte cuja capacidade instalada seja superior a 1 MW e inferior a 30 MW. Além disso, a área do reservatório deve ser inferior a 13 km² [28].

Uma PCH típica opera a fio d'água, isto é, o reservatório não permite o operador da usina controlar o fluxo d'água que passa pelas turbinas. Esse tipo de hidrelétrica é utilizada principalmente em rios de pequeno e médio porte que possuam desníveis significativos durante seu percurso, gerando potência hidráulica suficiente para movimentar as turbinas. Dessa forma, a operação da usina ocorre através da vazão de água turbinada para geração de energia elétrica. Na situação em que as vazões ultrapassam a capacidade da usina, a água é vertida. E em ocasiões de estiagem, a vazão disponível pode causar ociosidade das turbinas.

A Figura 3.1 mostra o perfil histórico de geração de uma PCH típica situada no Sudeste, mais especificamente no rio Paraibuna. Este perfil é representado através da média e dos percentis de 95% e de 5% ($Q(95\%)$ e $Q(5\%)$, respectivamente) dos dados históricos de geração de energia da usina.

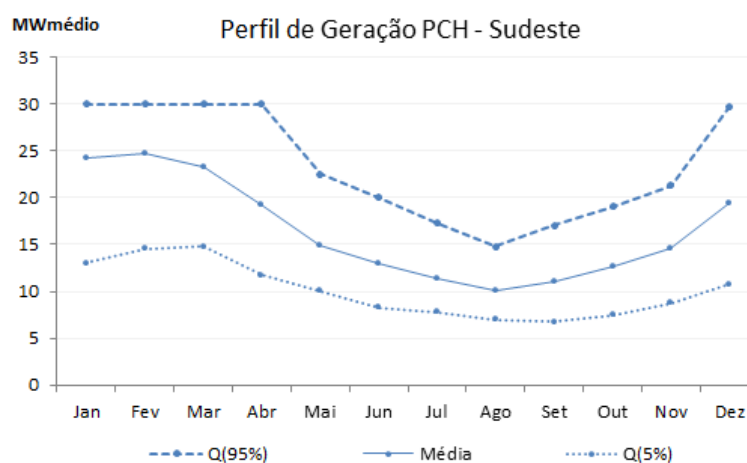


Figura 3.1 – Histórico de geração elétrica anual de uma PCH situada no sudeste

Dada a predominância de fontes hidráulicas na matriz elétrica brasileira, o CMO³ (Custo Marginal de Operação) do sistema, que é usado como base para o cálculo do PLD, tende a ser mais alto em tempos de menor volume d'água, ou de menor armazenamento total do sistema. A Figura 3.2 exemplifica esse fato, mostrando o PLD histórico em relação à geração histórica de uma PCH do Sudeste.

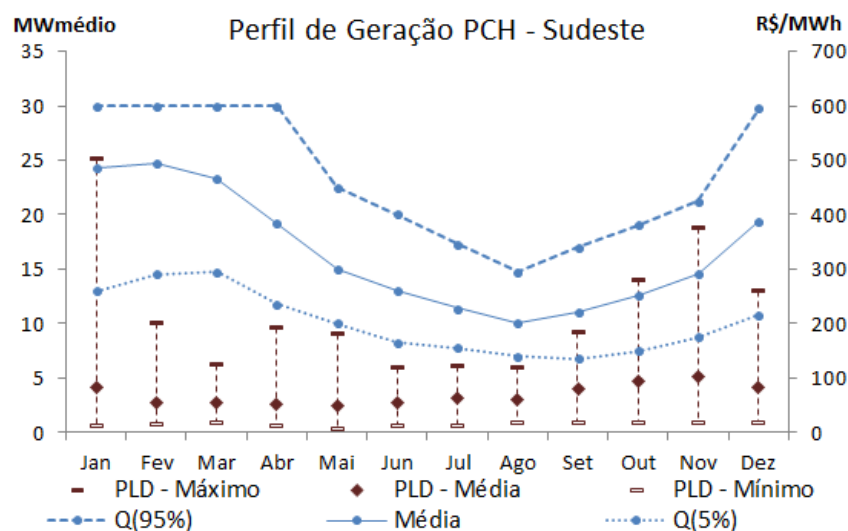


Figura 3.2 – Geração PCH sudeste e PLD histórico

No início de 2012, as PCHs representavam 3,3% (3,86 GW) dos 117,1 GW de capacidade de produção total instalada no Brasil (incluindo toda a matriz elétrica nacional). A perspectiva do CERPCH (Centro Nacional de Referência em Pequenas Centrais Hidrelétricas) é de que a capacidade instalada de energia elétrica proveniente apenas de PCHs chegue a quase 7 GW até o fim de 2019, passando então da representatividade de 3% em 2010 para 4% da matriz elétrica nacional. Considerando a extensão da bacia hidrográfica do país, é possível que essa participação aumente ainda mais nas futuras décadas [29].

3.2 As Centrais Eólicas

A energia eólica é proveniente de turbinas que convertem a energia dos ventos em energia elétrica.

³ O CMO é o custo de operação do sistema elétrico, calculado pelo ONS, que tem como objetivo maior minimizá-lo. Ainda, o ONS fornece o valor do CMO para a CCEE, que o utiliza como base para o cálculo, definição e divulgação do PLD.

Segundo a WWEA (World Wind Energy Association), em 2009, a capacidade mundial de geração de energia elétrica através da energia eólica alcançou aproximadamente 158 gigawatts (GW) e em fevereiro de 2012 saltou para 239 gigawatts (GW), caracterizando um aumento de 51%.

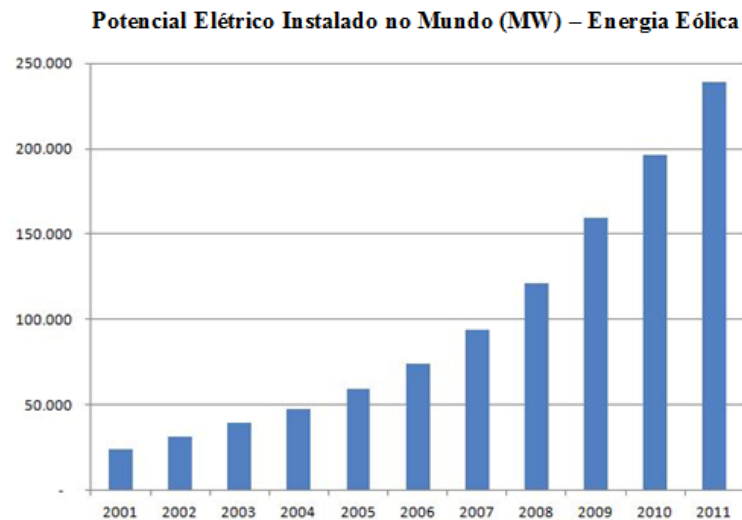


Figura 3.3 – Capacidade Mundial Eólica Instalada - WWEA

No Brasil, a energia eólica tem recebido investimentos concretos, com aumento de participação prevista já para os próximos anos. Em um país que possui grande participação das fontes hidráulicas, a energia eólica pode contribuir de forma positiva para a diversificação da matriz elétrica, devido ao seu grande potencial inexplorado.

Em 2009, a capacidade de geração elétrica a partir de energia eólica no Brasil foi de 606 megawatts (MW), registrando um aumento de 77,7% em relação ao ano anterior [30]. Já em 2010 essa capacidade passou para 927 MW, atingindo 1.5 GW ao final de 2011. Segundo a ABEEólica (Associação Brasileira de Energia Eólica) a energia eólica no Brasil crescerá ainda mais expressivamente nos próximos anos. Prova disso são os 7 GW já contratados com prazos de entrega até 2016, além das estimativas da entrada de 20 GW até 2020 [31]. Este crescimento deve colocar o Brasil entre as 10 primeiras nações no ranking mundial de capacidade eólica instalada, atualmente liderado pela China, com 62 GW de potência instalada.

Entre as áreas de maior potencial eólico do Brasil estão o litoral norte da região Nordeste, os interiores dos estados da Bahia e Minas Gerais e litoral do Rio

Grande do Sul, conforme disposto na Figura 3.4, retirada do Atlas do Potencial Eólico Brasileiro [32].

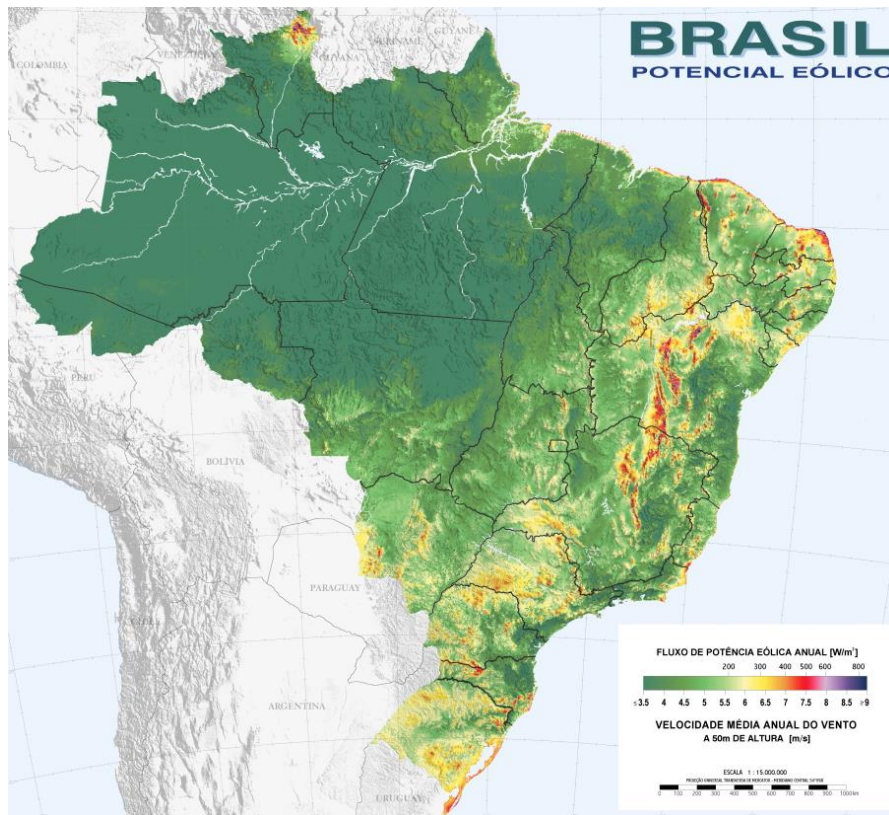


Figura 3.4 – Fluxo de potência eólica anual – velocidade média anual do vento a 50m de altura (m/s)

Ainda segundo dados do mesmo atlas, datado de 2001, o potencial total eólico do país era estimado em 143 GW. Dados de estudos mais recentes da ABEEólica apontam um potencial de aproximadamente 300 GW [31].

A Figura 3.5 permite uma breve comparação entre o perfil de geração típico de uma usina eólica e o perfil histórico do preço da energia no curto prazo no Brasil.

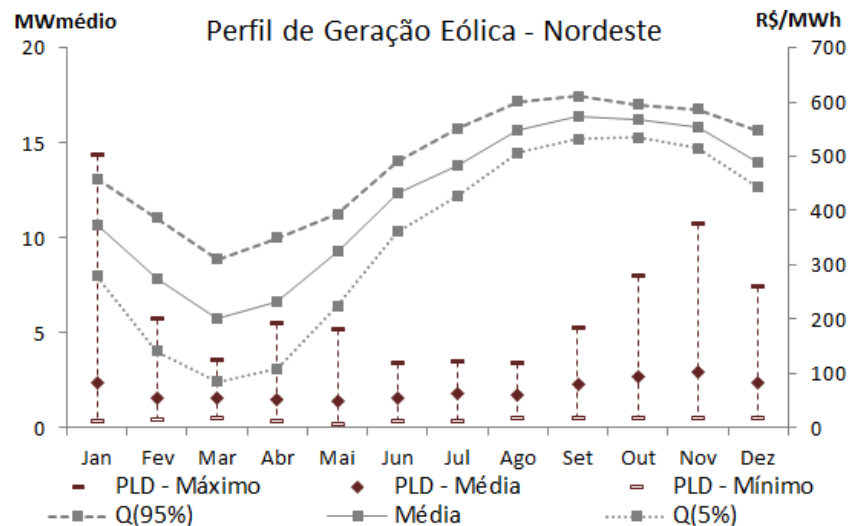


Figura 3.5 – Histórico de geração eólica anual e PLD histórico

De acordo com a Figura 3.2 e a Figura 3.5, é possível observar a complementariedade entre as fontes eólica e PCH. Além disso, percebe-se a coexistência dos períodos de alta geração da eólica com maiores preços spot de energia.

3.3 As Usinas de Biomassa

Por fim, a energia gerada a partir de matéria orgânica, chamada de energia à biomassa também vem sendo bastante incentivada. Essas são pequenas usinas térmicas que funcionam a partir da queima de certos resíduos de plantações, como a cana-de-açúcar em sua maioria. Adicionalmente, novos estudos indicam a inclusão da biomassa de eucalipto como fonte de combustível para esse tipo de usina. Dada a expressiva produção de eucaliptos no Brasil, é possível que essa fonte tenha um futuro mais promissor do que o esperado.

O uso do bagaço de cana-de-açúcar para geração de energia elétrica é uma prática usada em vários lugares do mundo. Dependendo das condições particulares de cada país, a variação é encontrada na eficiência com que o potencial do bagaço é aproveitado. Atualmente, os melhores resultados são alcançados no Havaí e nas Ilhas Maurício e Reunião. Além da tradição da atividade sucroalcooleira nessas regiões, a geração elétrica em larga escala pode ser explicada pelas características locais da oferta de energia, dada a completa dependência externa no abastecimento de fontes fósseis [33].

No Brasil, maior produtor mundial de cana-de-açúcar, a cogeração nas usinas de açúcar e álcool também é uma prática comum com geração entre 20 e 30 kWh por tonelada de cana moída, convertidos em energia elétrica e mecânica, esta última usada no acionamento direto das moendas. Entretanto, a produção de energia acima do limite da autossuficiência, visando a produção de excedentes, apenas tem sido objeto de interesse nos últimos anos. Essa situação se deve a principalmente a dois fatores. Primeiro, pelo desinteresse do setor elétrico, devido ao caráter centralizado de sua estrutura e enorme potencial hidrelétrico do país. E segundo, pelo desinteresse do próprio setor sucroalcooleiro, pois antes da existência das figuras dos contratos de disponibilidade a venda de energia por contratos de quantidade se tornava arriscada.

Com a adoção de níveis de pressão mais elevada no vapor vivo e de turbinas mais eficientes, os ciclos a vapor podem produzir mais de 80 kWh por tonelada de cana moída. Esse valor pode ainda ser incrementado com o uso energético das folhas e pontas de cana atualmente deixadas no campo durante a colheita [33]. Segundo relatório do Pew Environment Group (ONG sediada nos EUA) em 2011 o Brasil foi pela primeira vez líder mundial em capacidade instalada para geração de energia a partir de biomassa (incluindo geração a partir de esterco, madeira, resíduos agrícolas e alimentícios), com um total de 1.9 GW em 2011 passando para um total de 8.7 GW instalados no país.

Como a colheita da cana-de-açúcar possui um ciclo bem definido, ano a ano, podemos observar um perfil de produção quase que único, com poucas variações, ao longo dos anos. A Figura 3.6 mostra um gráfico de geração de energia a biomassa através da queima de bagaço de cana-de-açúcar.

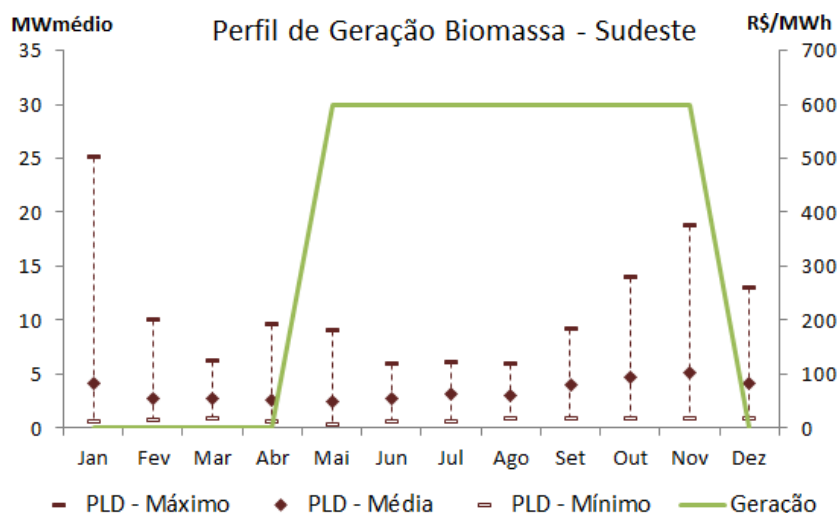


Figura 3.6 – Histórico de geração com uso de biomassa e PLD histórico

3.4

A Complementariedade nos Perfis de Geração das Fontes Renováveis

As três seções anteriores apresentam a sazonalidade na geração de cada fonte renovável, individualmente. Para ilustrar o efeito complementar das três fontes, a Figura 3.7 exibe os seus perfis de geração dentro de um mesmo horizonte de tempo. Nessa figura, os dados de geração das usinas estão em p.u. (ou % do lastro da usina), ou seja, a geração de cada usina, em MWmédio, está dividida pelo seu respectivo lastro (também em MWmédio).

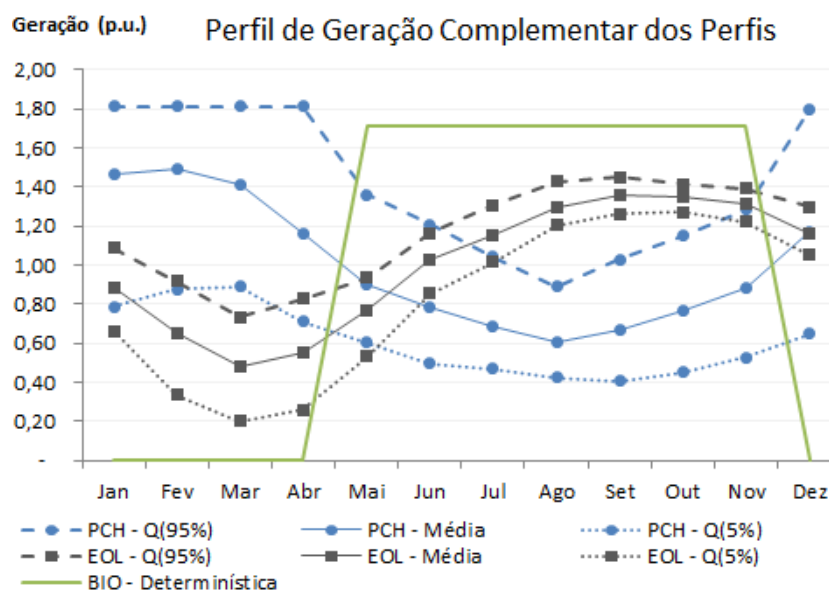


Figura 3.7 – Perfil de geração simulado em % do Certificado (média de longo prazo) para as três principais fontes renováveis presente no Brasil.

Alguns trabalhos já realizados mostram resultados positivos quando diferentes fontes são combinadas para formar portfólios de comercialização no ACL, como em [2] e [11]. Tal como em [11], este trabalho também visa criar um portfólio de renováveis, porém, com aplicação de teoria de jogos cooperativos para criar o que seria um fundo de comercialização de energia renovável. Nesse fundo, são avaliadas diferentes formas de repartir as quotas dos benefícios obtidos com a complementariedade dos perfis de geração de energia dos seus participantes.

Nos capítulos anteriores, vimos os conceitos pertinentes ao ACL e às notórias características de incerteza e volatilidade dos preços de curto prazo. Além disso, foram expostos a sazonalidade e a incerteza na geração das fontes renováveis. Nesse contexto, não é difícil imaginar que para tratar os riscos envolvidos na comercialização de energia proveniente de fontes renováveis nesse ambiente, é preciso um modelo matemático adequado. Nesse sentido, a seguir, o capítulo 4 aborda aspectos da teoria de decisão, onde são apresentados métodos e teorias largamente utilizados em diferentes mercados para tratamento dos riscos envolvidos em seus respectivos negócios. A comercialização de energia não se exime da utilização de tais métodos. A forma como esse ferramental é utilizado na comercialização de energia no ACL será explorada em detalhes no capítulo 5.

4

Decisão sob Incerteza

Este capítulo disserta sobre os temas de Teoria de Decisão, Incerteza, Risco, Medidas de Risco, Função Valor e *CVaR*, dentre outros. Tais assuntos são apresentados a fim de justificar a metodologia de gestão de risco, apresentada no capítulo 7, bem como as escolhas da função objetivo do problema a ser otimizado.

4.1

Teoria de Decisão

A teoria de decisão estuda as ações dos agentes tomadores de decisões, além de identificar valores e incertezas do processo decisório e a racionalidade do agente. Ela tenta mapear as razões que levam o agente a um resultado de decisão ótima, sob seu próprio ponto de vista.

Agentes do setor elétrico precisam tomar decisões a todo momento. O agente busca sempre maximizar o seu lucro e minimizar seus custos com base nos seus ativos existentes e nas novas oportunidades de negócio. Dado que as rendas futuras são incertas, o processo de tomada de decisão tem de ser tal que leve em consideração os aspectos do negócio, além das consequências futuras da decisão a ser tomada. Portanto, o agente deve tomar suas decisões com base em um determinado perfil de risco, ciente de que podem levar a maiores ou menores receitas ou perdas financeiras. Por vezes, decisões são tomadas de acordo com o perfil de risco individual de um dado agente, quando na verdade o perfil de risco deve ser fruto de uma escolha estratégica da empresa ou organização a qual o agente pertence.

Nesse contexto, os resultados de decisões não podem ficar suscetíveis a perfis de risco particulares a um ou a outro agente. Assim, se faz necessário a aplicação de conceitos teóricos em processos decisórios, bem como a utilização de ferramental adequado para apoiar o processo de tomada de decisão. Nas próximas

seções, serão tratadas e apresentadas teorias e ferramentas relacionadas à gerência de riscos, que auxiliam o tomador de decisões do setor elétrico.

4.2

Incerteza e Risco

Incerteza é a falta de informação sobre o impacto de uma ação ou decisão, tomada hoje, em um dado resultado futuro. Portanto, está intimamente ligada à dificuldade de prever eventos futuros que tenham influência ativa sobre o resultado esperado.

Risco é o efeito da combinação entre a probabilidade de ocorrência de um determinado evento aleatório e o impacto resultante no que o agente tem como objetivo (por exemplo, a receita). A análise de riscos abrange o mapeamento desses eventos e seus respectivos impactos e probabilidades de realização.

Naturalmente, o investidor tem aversão ao risco. Nesse contexto, se faz necessária a utilização de uma medida que consiga recuperar o valor do fluxo futuro de um dado investimento, dados seus diferentes cenários no horizonte de análise. Essa medida deve ser capaz de expressar, através de parâmetros intuitivos, um índice que traduza a função valor do fluxo de caixa futuro do projeto. De posse dessa medida ou função valor, o agente pode tomar a decisão hoje de forma a maximizar os seus resultados futuros, protegendo-se contra eventos indesejáveis, mesmo em um ambiente de incertezas.

No intuito de avaliar resultados futuros sob incerteza, a utilização de ferramentas que auxiliem o investidor na análise dos riscos envolvidos no seu negócio são de fundamental importância. Uma das técnicas utilizadas em análise de riscos é a simulação de eventuais variáveis aleatórias que guardam as informações sobre o risco, onde estão caracterizadas as incertezas. Dessa maneira, uma possibilidade é trabalhar com cenários simulados. Nesse caso, utilizam-se determinadas técnicas e/ou medidas de risco para aferir os resultados de experimentos realizados com os dados das simulações. Os Resultados dos experimentos agregam informação e facilitam o processo de tomada de decisão.

A técnica mais utilizada na simulação de cenários é chamada de simulação por Monte Carlo, onde se gera diversas séries de dados da variável aleatória que se deseja estudar através de um processo computacional específico para o

problema. Nesse caso, o que se deseja é aproximar a distribuição de probabilidade da variável aleatória através da geração de um grande número de cenários, a fim de se analisar o desempenho do investimento em diferentes cenários de realização da variável aleatória. A simulação pode ser feita até mesmo a partir de um processo estocástico qualquer que reproduza dados coerentes com a distribuição da variável aleatória em análise. Outra forma muito comum é usar dados históricos para ajustar uma série temporal e gerar diversos cenários da variável aleatória a partir da série ajustada.

Neste trabalho, o processo de valoração do fluxo de caixa futuro estocástico do portfólio é feito da seguinte maneira:

1. com as séries históricas das variáveis aleatórias envolvidas no problema estima-se as volatilidades e correlações cruzadas através de um modelo estatístico auto regressivo e obtém-se um modelo ajustado às variáveis aleatórias (v.a.'s), para simulação das mesmas;
2. usando o modelo ajustado, produz-se um grande número de cenários simulados equiprováveis (2000 cenários) de acordo com um processo estatístico aleatório de geração de cenários conhecido como simulação de Monte Carlo;
3. para cada cenário simulado, infere-se o valor da renda no período;
4. com a distribuição de renda, infere-se a medida de valor desejada.

Assim sendo, neste trabalho vamos considerar a incerteza através de variáveis aleatórias (v.a.'s) discretas, obtidas por meio de simulação de Monte Carlo, que aproxima as v.a.'s contínuas reais.

Com dados simulados em mãos, faz-se as análises desejadas a fim de tomar a decisão hoje, considerando as diversas possibilidades de eventos futuros. Essa técnica é chamada de modelo de dois estágios [34]. Nas análises presentes neste trabalho, o primeiro estágio é caracterizado pela tomada de decisão, antes que a informação se revele e o segundo estágio pela apuração e correção dos resultados. Esse processo muitas vezes é suportado através de modelagem via programação estocástica, que além dos dados de cenários futuros coerentes com a realidade do problema, utiliza uma função valor, ou função objetivo, que se deseja otimizar. Essa última deve ser escolhida de acordo com o perfil de risco do investidor e

deve também ser coerente com o problema em estudo. O modelo de decisão de dois estágios é descrito mais detalhadamente no capítulo 5.

Uma abordagem sobre a função valor, muito utilizada por grupos de finanças, é a utilização de medidas de risco. Busca-se com essas medidas mensurar as exposições ocorridas e limitá-las a níveis aceitáveis. Elas “quantificam” o risco que uma dada posição assumida proporciona, segundo os mais diversos critérios. A medida de risco adotada por um agente deve satisfazer suas necessidades em termos de facilidade de compreensão e objetividade. E deve ainda responder a variações de risco dentro de um período desejado. Alguns exemplos de medidas de risco são: Downside Risk, desvio-padrão, semi-variância, probabilidade de perda, Value at Risk (VaR) e Conditional Value at Risk (CVaR) [35] e [36].

Algumas medidas de risco, apesar de fácil interpretação, são incoerentes quando aplicadas junto a determinadas distribuições de probabilidade. Ademais, podem apresentar indiferença no tratamento de eventos de grande perda e de grande ganho, ao invés de proteger o agente dos riscos de perdas exageradas.

Abrangente na literatura, o VaR [37] é utilizado como proposta de mensuração de riscos de mercado por diversas instituições financeiras. Contudo, vem perdendo espaço para o CVaR, que emerge como uma medida de risco com melhores propriedades, pois supre alguns pontos falhos presentes no seu antecedente.

Na seção seguinte iremos justificar a escolha do CVaR como medida de risco utilizada no problema de otimização desta dissertação.

4.3 O CVaR

Como trabalhamos com inúmeros cenários probabilísticos das variáveis presentes no problema proposto neste trabalho e pelo fato de considerarmos que o investidor é naturalmente avesso a risco, tentamos assim tomar decisões que protejam o investidor dos possíveis cenários catastróficos que as variáveis de incerteza podem proporcionar. Em parte, fazemos isso através da escolha de uma medida de risco adequada ao perfil do investidor e à natureza do problema.

O *Value at Risk*, muito conhecido como *VaR* [37], é uma medida de risco que provê o valor da maior perda financeira dada uma distribuição de renda avaliada em um determinado espaço de tempo e um dado intervalo de confiança. Ele é definido em um percentil da distribuição probabilística da variável aleatória.

Dado um nível de confiança de $\alpha \in (0,1)$, o *VaR* da distribuição de probabilidade da variável aleatória \tilde{R} é dado pelo menor valor de r tal que a probabilidade de que ocorra um cenário R de valor inferior a r é de no máximo $(1 - \alpha)$. Matematicamente, se \tilde{R} é a variável aleatória discreta que traduz o resultado financeiro de um portfólio, então:

$$VaR_{\alpha}(\tilde{R}) = \inf\{r \in \mathbb{R}: P(\tilde{R} \leq r) \geq (1 - \alpha)\}. \quad (4.1)$$

De uma maneira simples, o *VaR* é o valor que divide os $(1 - \alpha)\%$ piores dos $\alpha\%$ melhores cenários em uma dada distribuição ordenada de probabilidade.

O ponto forte do *VaR* junto a outras medidas de risco utilizadas é que ele consegue quantificar em um único número a exposição total aos riscos para um dado portfólio. A Figura 4.1 exemplifica o *VaR* da distribuição de probabilidade da variável aleatória renda (R) de um dado portfólio.

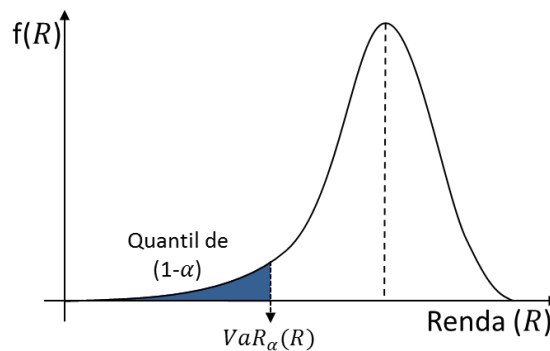


Figura 4.1 – *VaR* de uma distribuição de probabilidade genérica

Porém, uma das maiores críticas ao *VaR* é que essa medida de risco, apesar de controlar a probabilidade de um cenário ruim ocorrer, não quantifica a magnitude dos resultados gerados no caso da realização desse cenário. A importância de mensurar tais resultados é evidente, dado que as perdas nos piores cenários podem ser significativamente altas. Nesse contexto, o *CVaR* aparece como alternativa ao *VaR*. Dado um nível de confiança de $\alpha \in (0,1)$, o $CVaR_{\alpha}$ da

distribuição de probabilidade da variável aleatória \tilde{R} é dado pela média dos valores menores que o VaR_α da distribuição:

$$CVaR_\alpha(\tilde{R}) = \mathbb{E}(\tilde{R} | \tilde{R} \leq VaR_\alpha(\tilde{R})). \quad (4.2)$$

De uma maneira simples, o $CVaR_\alpha$ é a média dos $(1 - \alpha)\%$ piores cenários da distribuição de probabilidade de uma dada variável aleatória, ou a “média para trás do VaR ”. E é a expectativa de ganhos para valores inferiores ao percentil de $(1 - \alpha)\%$ (ou seja, o VaR). O nível de risco $(1 - \alpha)$ é geralmente definido entre 1% e 5%, a fim de fornecer uma visão pessimista dos resultados. Na Figura 4.2 são ilustrados o VaR e o $CVaR$ para uma função de probabilidade contínua.

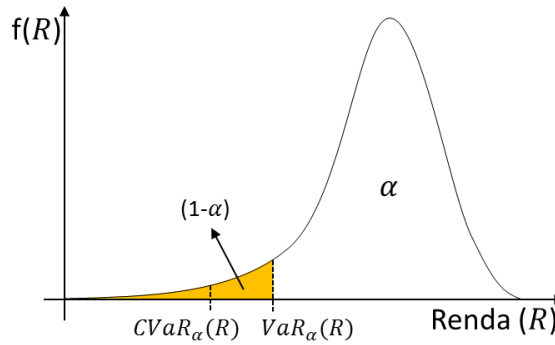


Figura 4.2 – Valor em risco e valor condicional em risco de uma distribuição de probabilidade de um portfólio de contratação

Para um dado conjunto de cenários $c = \{1, 2, \dots, C\}$ de uma v.a. discreta, o $CVaR$ de \tilde{R} pode ser obtido conforme a expressão a seguir [38].

$$CVaR_\alpha(\tilde{R}) = \max_{\delta} \delta - \sum_{c=1}^C \frac{p_c(R_c - \delta)^-}{1 - \alpha}. \quad (4.3)$$

Sendo $(\cdot)^-$ a função de truncamento negativo, que é equivalente a $(\cdot)^- \equiv -\min(\cdot, 0)$. Mais detalhes sobre esta modelagem do $CVaR$ está disponível em [35] e [38].

Assim, a grande vantagem do $CVaR$ em relação ao VaR é que além de possuir todas as vantagens do VaR em relação a outras medidas de risco, ele consegue ainda capturar a presença e a magnitude de eventos com baixa probabilidade que possam gerar elevadas perdas financeiras ao investidor. Tal fato

ocorre mesmo em eventos pouco prováveis, já que um dado cenário de baixíssima probabilidade e altamente prejudicial irá deslocar a média da cauda da distribuição para baixo (ou para a esquerda) enquanto que o VaR se mantém intacto. A Figura 4.3 exemplifica a diferença entre essas duas medidas de risco considerando duas distribuições de probabilidade genéricas.

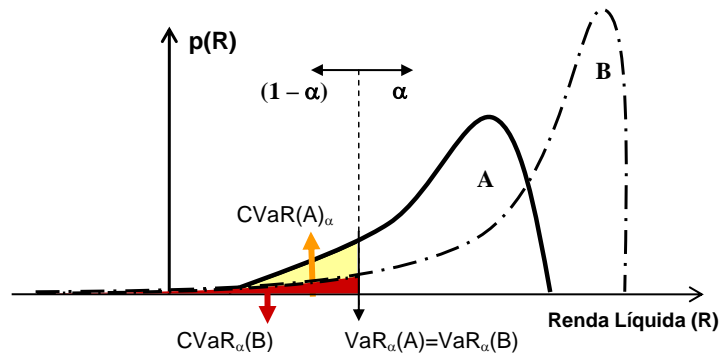


Figura 4.3 – Comparação entre $CVaR$ e VaR de duas distribuições genéricas de probabilidade

Na Figura 4.3 as distribuições de probabilidade têm o mesmo VaR , porém $CVaR$ diferentes. Neste caso, a distribuição B possui eventos extremos de baixa probabilidade que são capturados apenas pelo $CVaR$, dando ao investidor uma visão mais aguçada do risco incorrido na distribuição.

O $CVaR$ apresenta todas as propriedades necessárias de uma medida de risco coerente (monotonicidade, homogeneidade, entre outras) [36]. Outra propriedade importante, que vai em consonância com a teoria de jogos cooperativos, a ser discutida no próximo capítulo, é a propriedade de superaditividade, que garante que o $CVaR$ da renda conjunta de um grupo de agentes é maior ou igual à soma dos $CVaR$ das rendas individuais, conforme colocado à seguir.

$$CVaR_{\alpha}(\tilde{R}_A + \tilde{R}_B) \geq CVaR_{\alpha}(\tilde{R}_A) + CVaR_{\alpha}(\tilde{R}_B). \quad (4.4)$$

Além disso, o $CVaR$ pode ser escrito como um problema de maximização com restrições lineares e facilmente acoplado em problemas de otimização de portfólio [38], onde o que o investidor deseja é maximizar a sua função objetivo, ou o seu equivalente certo.

4.4

O Equivalente Certo

Neste capítulo são apresentados os conceitos necessários para definir o Equivalente Certo que será utilizado como função objetivo do problema de otimização do estudo.

O Equivalente Certo (EC) traz a valor presente o retorno do investimento de acordo com a medida de risco adotada pelo agente tomador de decisões. Assim, o Equivalente Certo é a quantidade garantida de dinheiro que o investidor assume como de igual valor ao ativo incerto. Ou seja, é o preço pelo qual enxerga com indiferença a venda e a manutenção desse ativo.

Conforme disposto em [35], um dado agente que utilize como métrica de preferência para a otimização do seu portfólio a combinação convexa do $CVaR$ e do Valor Esperado da renda, $\lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R})$, terá exatamente essa métrica como EC .

A seguir são apresentadas formas de utilizar o $CVaR$ de modo a auxiliar o processo de tomada de decisões, além da forma com que essa medida de risco se relaciona com o Equivalente Certo.

Imagine um agente que deseja maximizar o $\lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R})$ da renda de um determinado projeto e define sua função de maximização da seguinte forma:

$$\max_x \lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}(x)) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R}(x)). \quad (4.5)$$

Na solução ótima, x^* , o valor da função objetivo pode ser comparado com o valor obtido por um fluxo determinístico (EC) em termos da métrica de otimização. Pode ser encontrado o EC de maneira a tornar o EC um projeto ótimo, da seguinte forma:

$$\lambda CVaR_\alpha(EC) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(EC) = \lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}(x^*)) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R}(x^*)). \quad (4.6)$$

Como o lado esquerdo da expressão anterior é exatamente o EC , temos:

$$EC = \lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}(x^*)) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R}(x^*)). \quad (4.7)$$

Nesse caso, é intuitivo concluir que o agente está atribuindo a combinação convexa entre o $CVaR$ e o Valor Esperado da renda como sendo o seu Equivalente Certo. Isso devido ao fato de ser esta a medida de risco que ele decidiu utilizar para ordenar a sua variável aleatória, já que é ela a função a ser maximizada.

Supondo agora que o agente queira colocar como restrição do seu problema de maximização um limite de perdas mensal. Esta restrição pode ser construída através do $CVaR$, estipulando que a renda de cada período deve ser limitado a um orçamento mínimo R_{min} . Assim, o novo problema de maximização ficaria com a seguinte formulação.

$$\begin{aligned} \max_x \quad & \lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}(x)) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R}(x)) \\ \text{sujeito a:} \quad & CVaR_\alpha(\tilde{R}_t(x)) \geq R_{min}, \quad \forall t. \end{aligned} \quad (4.8)$$

Neste caso, pode-se imaginar que o Equivalente Certo seja também a combinação convexa entre $CVaR$ e Valor Esperado da renda, que é a função que está sendo otimizada. Porém, o agente não é indiferente em relação ao valor do projeto se a restrição de risco máximo por período é violada. Dessa forma o Equivalente Certo passa a apresentar o seguinte comportamento [35]:

$$EC[\tilde{R}(x)] = \begin{cases} CVaR_\alpha(\tilde{R}_t(x)), & \text{se } CVaR_\alpha(\tilde{R}_t(x)) \leq R_{min} \\ \lambda CVaR_\alpha(\tilde{R}_t(x)) + (1 - \lambda) \mathbb{E}(\tilde{R}_t(x)), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.9)$$

Assim, concluímos que: a determinação de um modelo de otimização (decisão) induz em um EC .

Neste trabalho, utilizamos como EC essa combinação convexa entre o $CVaR$ e o Valor Esperado da distribuição de renda \tilde{R} atribuída ao portfólio formado. A variável escolhida para representar o fluxo futuro estocástico da renda do portfólio fica sendo a letra ρ . A expressão utilizada está disposta a seguir.

$$\rho_\alpha[\tilde{R}] = \lambda CVaR_\alpha[\tilde{R}] + (1 - \lambda) \mathbb{E}[\tilde{R}]. \quad (4.10)$$

$$EC(\tilde{R}) = \rho_\alpha(\tilde{R}). \quad (4.11)$$

Para agentes com alto grau de aversão a risco define-se o valor de λ próximo de 1, ou seja, o EC é o $CVaR$. De forma análoga, agentes neutros a risco

podem usar $\lambda = 0$, transformando o seu *EC* no *Valor Esperado* (média) da variável aleatória (renda). Nesse contexto, a medida de valor disposta na expressão (4.11), será utilizada no problema de formação do fundo de renováveis deste trabalho. Essa mesma medida foi utilizada em um problema de comercialização ótima de um portfólio renovável de energia em [11].

5

Comercialização de Energia no ACL

Para atingir a excelência na comercialização de energia deve-se levar em consideração alguns pontos relevantes. É de vital importância, por exemplo, o conhecimento e compreensão dos riscos existentes nos contratos financeiros, principalmente no que tange à intermitência da entrega de energia, característica típica das fontes renováveis. A utilização das ferramentas corretas para a análise e mitigação desses riscos é outro ponto crucial. Os métodos e as teorias apresentados no capítulo anterior trataram de mostrar algumas dessas ferramentas. Além disso, o uso inteligente da flexibilidade de contratos no ACL também aparece como fator importante na mitigação desses riscos, pois a formação de portfólios de fontes complementares pode gerar benefícios bastante vantajosos para um agente comercializador. Visto que o ACL permite, em vários aspectos, livre negociação entre as partes, as variações contratuais são infintas.

5.1

Expressão de Renda de Contratos de Energia no ACL

Existe uma gama de formatos básicos de contratos de energia do ACL que o agente pode usar como referência para criação de novos contratos bilaterais, realizando as modificações que achar conveniente. Um tipo de contrato bastante comum é o contrato por disponibilidade, que é muito utilizado em negociações diretas com geradores de energia e funciona como se o agente comprador alugasse a usina. Na prática a usina recebe uma parcela fixa a cada período e é ainda remunerada no valor do seu custo de produção cada vez que é chamada a gerar (pelo operador do sistema, no caso de uma usina despachável). Esse tipo de contrato protege o gerador da sazonalidade e intermitência de sua geração em particular. Outros modelos básicos são os contratos em que há a flexibilidade na quantidade a ser entregue ou no preço a ser pago pela energia de acordo com o PLD de cada período. Esses contratos funcionam como uma opção de compra,

sempre com a prerrogativa do comprador. O comprador pode, por exemplo, receber mais energia do que ele consome nos casos em que o PLD está mais alto que o preço de contrato e, portanto, ele ganha o excedente da venda dessa energia no mercado de curto prazo. Em outro formato de contrato, pode ainda pagar ao vendedor sempre um valor igual ao da energia de curto prazo, acrescido de um ágio pré-definido. Esse tipo de contrato, num primeiro momento, pode não parecer vantajoso ao comprador, pois equivale a comprar a energia diretamente do mercado de curto prazo, caso isso fosse possível (lembrando que no Brasil toda carga deve estar sempre 100% contratada). Porém, a contrapartida da inclusão de uma cláusula contratual que defina um valor limite do preço a ser pago, para que o comprador não fique tão exposto a variações do PLD, pode se tornar um atrativo.

Portanto, existe uma série de formatos de contratos no ACL. Para não desviar o foco deste estudo, que é o da formação de portfólio de fontes renováveis e, consequente, reparto dos benefícios do mesmo, será considerado no modelo de comercialização desta dissertação apenas uma possibilidade de contrato. Esse contrato será de quantidade flat (padrão), no qual o comprador remunera o vendedor com um preço fixo por MWh e a energia entregue é a mesma em todos os períodos do horizonte do contrato.

Nesta dissertação, utilizaremos modelagem estocástica em tempo discreto, através de utilização de dados com um número q de cenários. A renda estocástica de um contrato é dada por $\tilde{R} = \{R_c, p_c\}_{c=1}^C$, ou seja, é definido pelo par renda – probabilidade $\{R_c, p_c\}$, para um dado cenário c do conjunto dos C cenários simulados da variável aleatória.

Desse modo, a renda estocástica de um contrato de quantidade padrão de venda no ACL em um determinado período t em que um agente gerador compromete-se a entregar Q_t (MW médios) por um preço P (R\$/MWh) fica definida pela expressão a seguir.

$$\tilde{R}_t(Q) = PQ_t h_t - \tilde{\pi}_t Q_t h_t + \tilde{G}_t \tilde{\pi}_t h_t, \quad \forall t \in T. \quad (5.1)$$

Que pode ser reescrita, conforme abaixo.

$$\tilde{R}_t(Q) = (P - \tilde{\pi}_t) Q_t h_t + \tilde{G}_t \tilde{\pi}_t h_t, \quad \forall t \in T. \quad (5.2)$$

Sendo:

$\tilde{\pi}_t$: a v.a. do preço de curto prazo de energia do subsistema associado ao contrato no período t em R\$/MWmédio;

h_t : o número de horas do período t ;

\tilde{G}_t : a v.a. da geração de energia associada ao contrato no período t em MWmédios;

Repare que a expressão (5.1) já contempla a liquidação das diferenças entre a energia contratada Q_t e a gerada \tilde{G}_t , a cada período t , junto à CCEE, pelo preço de curto prazo $\tilde{\pi}_t$.

Nesse mesmo contexto, a expressão do EC da renda, definido na expressão (4.10) pode ser modelado e reescrito em sua forma discreta, via programação linear, conforme disposto abaixo.

$$\rho_{\alpha}\{\tilde{R}(Q)\} = (1 - \lambda) \sum_{c=1}^c \tilde{R}_c(Q) p_c + \lambda \max_{\delta} \left\{ \delta - \sum_{c=1}^c \frac{(\tilde{R}_c(Q) - \delta)^-}{1 - \alpha} \right\}. \quad (5.3)$$

Dada a incerteza nos valores de preço e geração da energia, o agente deve tomar a decisão de quantidade ótima a contratar antes dos resultados serem realizados, uma vez que os contratos do ACL possuem geralmente alguns meses ou até alguns anos de duração e são firmados *ex-ante*. Essa tomada de decisão requer um ferramental que permita avaliar os riscos consistentemente e consiga definir um valor ótimo de contratação para cada um dos contratos ou oportunidades. Desse modo, tal ferramental auxilia o agente na formação de um portfólio robusto às possíveis realizações das variáveis aleatórias envolvidas na comercialização da energia.

5.2 Otimização de Portfólio

Dado o caráter de incerteza da comercialização de energia no ACL, uma ferramenta muito útil no suporte à otimização de portfólios de energia é a otimização estocástica. Essa área é focada na modelagem e resolução de problemas que abordam fatores de incerteza, muitas vezes suportada pela programação linear. Para tanto, utiliza-se dados de diversos cenários

probabilísticos das variáveis aleatórias em questão. No caso da comercialização de energia, tratam-se dos cenários de geração das usinas e dos dados de PLD.

Traduzindo livremente J.L. Nazareth [39], “Otimização é a arte, a ciência e a matemática de encontrar o melhor membro dentro de um conjunto finito ou infinito de possíveis escolhas, baseado em alguma medida de objetivo do mérito de cada escolha no conjunto”. O que se deseja, portanto, é otimizar o equivalente certo adotado como medida de preferência avaliado sobre a distribuição dos resultados da renda da comercialização, avaliados nos cenários de incerteza das variáveis aleatórias do modelo.

Conforme dito anteriormente, a programação estocástica modela o problema em dois estágios. No primeiro estágio decide-se o valor das variáveis antes da realização da incerteza (ou do verdadeiro cenário), conhecida como variáveis de aqui e agora. No segundo estágio, o tomador de decisão observa a realização das incertezas e então decide as variáveis de segundo estágio. Essas variáveis são conhecidas também como variáveis de espera. Na presente dissertação, a variável de primeiro estágio é a quantidade de energia a contratar e a variável de segundo estágio, a quantidade de energia liquidada no curto prazo. Essa última é obtida de forma simples pela liquidação das diferenças entre a energia contratada e a energia efetivamente gerada. Portanto, especificamente para este trabalho, no segundo estágio não há a possibilidade de correção de eventuais desvios da decisão tomada no primeiro estágio.

Neste trabalho, é proposto um portfólio como sendo um fundo cooperativo de geradores de energia renovável onde os participantes contribuem com todo o seu lastro de geração. A venda de toda a energia é então feita de forma conjunta e centralizada, visando benefícios maiores para todos os participantes. Este modelo de fundo cooperativo de energia renovável, já foi estudado em um trabalho anterior [11].

Nesta dissertação, é levado em consideração o seguinte conjunto de hipóteses, necessárias para a devida viabilização do fundo cooperativo.

- i. Há uma única oportunidade de mercado, aberta e comum aos participantes, para a contratação de energia a um preço P conhecido (em R\$/MWh). Esta oportunidade é um contrato de venda de quantidade flat, ou seja, a quantidade ótima de energia a ser entregue é a mesma para todos os períodos do horizonte do contrato.

- ii. Tal oportunidade é capaz de consumir toda a energia (lastro) de todos os participantes.
- iii. Todos os integrantes são conhecidos antes de formar o fundo e há uma aceitação comum sobre os cenários de geração de cada um deles. Assim, existe ausência de ambiguidade no perfil de probabilidade de geração de cada participante.
- iv. Todos concordam com o *EC* adotado para medir o valor do fluxo de caixa futuro estocástico das estratégias de negociação, sejam elas conjuntas ou individuais.

Utilizando programação estocástica, o problema de otimização de portfólio de renováveis formado por n participantes e com cada um deles contribuindo com seu respectivo lastro l pode ser resolvido utilizando-se a formulação seguinte:

$$\max_{Q \geq 0} \rho\{\tilde{R}(Q)\} \quad (5.4)$$

sujeito a:

$$Q \leq \sum_{i \in N} l_i. \quad (5.5)$$

Repare que a expressão (5.4) representa a maximização do Equivalente Certo definido em (5.3). Já a expressão (5.5) representa a restrição de balanço de energia imposta pelo órgão regulador, na qual a quantidade de energia negociada em contratos deve ser menor ou igual à soma dos lastros individuais de cada agente.

Dado os benefícios gerados pela cooperação, o resultado financeiro do fundo deverá ser rateado posteriormente entre os seus participantes. No próximo capítulo, cujo tema é a teoria de jogos cooperativos, serão debatidos os aspectos que tornam esse rateio não trivial e, por conseguinte, o fator desafiador do modelo de comercialização aqui proposto.

6

A Teoria de Jogos Cooperativos

Neste capítulo são apresentados e discutidos temas que englobam os tópicos de teoria dos jogos cooperativos que apoiarão o modelo proposto de reparto de quotas do fundo de renováveis.

De um modo geral a teoria de jogos modela decisões interdependentes entre agentes que interagem entre si, e essa interação pode apresentar tanto um caráter conflituoso quanto um caráter cooperativo. Os agentes podem ser pessoas físicas, firmas, instituições, países, coalizões de firmas ou de pessoas, etc. A teoria dos jogos é baseada na ideia de que a melhor decisão para um agente em particular deve ser tomada considerando o que os outros agentes do mesmo mercado podem fazer, de maneira que a sua decisão ótima esteja condicionada às decisões ótimas desses outros agentes.

A teoria dos jogos ganhou muita atenção entre 1950 e 1953, quando John Nash publicou os artigos [40], [41], [42] e [43], dando início à era moderna da teoria dos jogos, com conceitos de Equilíbrio de Nash em jogos não-cooperativos e onde também formulou uma solução para jogos cooperativos [42] e [43].

O conceito de Equilíbrio de Nash ajudou a deixar claro a distinção entre jogos não-cooperativos e jogos cooperativos. Essa diferença se baseia no fato de que, nos jogos cooperativos, acordos podem ser forçados (em tribunais, contratos, etc.). Já nos jogos não-cooperativos não há tais mecanismos, só a restrição de que resultados de equilíbrios são sustentáveis. Porém, os dois assuntos não precisam estar sempre separados. Em “Oligopólios e Colusões: Equilíbrio de Coalizões” [44], é apresentada uma abordagem moderna que combina jogos não-cooperativos com cooperativos.

Esta dissertação aborda especificamente os jogos cooperativos, caracterizados quando dois ou mais agentes entram em acordo e cooperam (formando o que se chama de coalizão) a fim de se obter melhores resultados, que seriam intangíveis caso estivessem atuando sozinhos. Por isso, jogos cooperativos

constantemente utilizam axiomas e métodos tais que gerem um resultado considerado justo e eficiente para os participantes, sem o qual a coalizão não se mantém viva por muito tempo. Nesse sentido, busca-se o Pareto ótimo. A eficiência de Pareto foi desenvolvida por Vilfredo Pareto [45] e [46] entre os séculos XIX e XX. Ela institui que uma alocação econômica entre agentes é eficiente no sentido de Pareto caso, somente em detrimento da utilidade de outros envolvidos, possa ocorrer melhora na utilidade corrente de um agente envolvido qualquer.

Em teoria dos jogos, o termo jogador é fortemente utilizado para representar um agente (participante do jogo). A partir de agora, portanto, essa será a nomenclatura utilizada para designar os agentes do jogo cooperativo, ou seja, os geradores participantes (integrantes) do fundo cooperativo de energia renovável.

Formalmente, dado um jogo cooperativo com um total de n jogadores, uma coalizão é qualquer combinação que represente um subconjunto S do conjunto $N = \{1, \dots, n\}$ de n jogadores, reservando-se o nome *grande coalizão* ao caso particular da coalizão composta por todos os n participantes do jogo cooperativo. Como uma das premissas da teoria de jogos, num jogo cooperativo faz-se necessário analisar as estratégias de cada uma das possíveis coalizões que podem ser formadas. Essas coalizões podem colocar em risco a estabilidade da grande coalizão, proporcionando desvios de alguns participantes para a formação de coalizões menores, mesmo que em detrimento do bem maior de todos os participantes.

Na maioria dos casos a teoria de jogos cooperativos é utilizada para resolver problemas de repartição de custos associados a serviços e/ou operações que são utilizados por mais de um participante. Há também uma parcela que utiliza a teoria para repartir benefícios comuns a vários participantes, formando-se uma coalizão. Nesse sentido, na teoria de jogos cooperativos, a função característica é utilizada para designar uma métrica do valor obtido por certo jogador na coalizão. Dessa forma, as funções características dos jogadores são calculadas a fim de se comparar a situação de cada participante no jogo cooperativo, em relação aos demais.

6.1

A Função Característica

O termo função característica foi criado por John Von Neumann e Oskar Morgenstern [47], em 1947. Nesta dissertação, a função característica calcula para cada coalizão o maior valor do benefício associado a ela. Assim, ela fornece o valor máximo do benefício que os membros de uma determinada coalizão conseguem obter através de uma ação cooperativa entre eles.

Dessa forma, dado o conjunto $N = \{1, \dots, n\}$ dos n jogadores de um fundo cooperativo de geradores de energia, para cada subconjunto S de N , a função característica $v(S)$ fornece o maior valor que a coalizão formada pelos participantes desse subconjunto pode obter se eles comercializarem juntos a sua energia, cooperando entre si e sem a ajuda de qualquer outro jogador que não faça parte de S .

Uma propriedade desejável na função característica em jogos cooperativos é a propriedade de superaditividade. Sejam S_1 e S_2 dois conjuntos de jogadores, tal propriedade garante a desigualdade da equação (6.1).

$$v(S_1 \cup S_2) \geq v(S_1) + v(S_2), \quad \forall S_1, S_2 \subseteq N, S_1 \cap S_2 = \emptyset. \quad (6.1)$$

No contexto de teoria de jogos, a superaditividade determina que o benefício associado a qualquer coalizão seja sempre maior do que a soma dos benefícios associados às subcoalizões que a particionam. Como a superaditividade deve ser atendida para quaisquer S_1 e S_2 , a propriedade garante, portanto, que a cooperação entre os jogadores explora de forma benéfica a sinergia existente entre eles e sempre gera um aumento do benefício total.

Note que a propriedade de superaditividade também está presente no *CVaR*. Esse fato corrobora com a escolha do *CVaR* como sendo uma medida coerente para utilização em problemas de jogos cooperativos. Além disso, notadamente, o valor da função característica da coalizão vazia assume valor zero, ou seja, $v(\{\emptyset\}) = 0$.

Nos próximos capítulos desta dissertação, a seguinte transformação (ou isomorfismo) será utilizada de forma abrangente: para cada conjunto $S \subseteq N$, existe uma transformação $T: \wp\{N\} \rightarrow \mathbb{B}^n$, com domínio no Power set do conjunto N e imagem nos Números Binários tal que $T(S) = \mathbf{s}$. Dessa maneira, para

representar uma determinada coalizão de jogadores, denota-se $\mathbf{s} = \{s_1, s_2, \dots, s_n\} \in \mathbb{B}^n$ o vetor binário de tamanho n , com $s_i = 1$ se o jogador i pertence à essa coalizão e $s_i = 0$, caso contrário. Assim, a função característica $v(\mathbf{s})$ recebe como argumento o vetor binário \mathbf{s} . Desse modo, os dois elementos (S e $\mathbf{s} = T(S)$) possuem correspondência um-a-um, ou seja, são isomorfos. Dessa forma, também existe a transformação inversa $T^{-1}: \mathbb{B}^n \rightarrow \wp\{N\}$ tal que $T^{-1}(\mathbf{s}) = S$. Nesse contexto, a função característica $v: \wp\{N\} \rightarrow \mathbb{R}$, com domínio no Power set do conjunto N e imagem nos Números Reais, passa a ser representada por $v: \mathbb{B}^n \rightarrow \mathbb{R}$, tendo seu domínio alterado para os Binários de ordem n , sendo n o número de jogadores. Repare que na verdade o que estamos considerando é $v(T^{-1}(\mathbf{s}))$, mas por comodidade na notação, daqui em diante, será utilizado simplesmente $v(\mathbf{s})$. Ainda, fica definido \mathcal{B} como sendo o conjunto de todas as possíveis subcoalizões de N , excluindo-se a grande coalizão e a coalizão vazia, ou seja, $\mathcal{B} = T(\wp\{N\} - \{N\} - \{\emptyset\})$.

Em particular, $\mathbf{s}^{\{i\}}$ será o vetor que representa a coalizão individual onde todos os seus elementos são 0 (zero) a menos da posição i , que recebe o valor 1 (um). Em outras palavras, $\mathbf{s}^{\{i\}}$ é o vetor que representa o jogador i individualmente. Por fim, o vetor $\mathbf{1}$, de tamanho n , cujos elementos são todos iguais a 1 (um), será o vetor que representa a coalizão formada por todos os jogadores, ou seja, o fundo propriamente dito e $v(\mathbf{1})$ a sua respectiva função característica.

Como a função característica do jogo cooperativo apresenta a propriedade de superaditividade, a função característica da grande coalizão será sempre maior ou igual a de qualquer coalizão menor. Portanto, a questão, após o cálculo de $v(\mathbf{1})$, é como dividir esse valor entre os jogadores de forma que todos os jogadores fiquem satisfeitos. A divisão do benefício $v(\mathbf{1})$, fica definida pelo vetor de alocações $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbb{R}^n$, sendo o que um determinado jogador i recebe é $v(\mathbf{1}) \cdot x_i$. Repare que essa notação pode ser alterada para a notação vetorial $v(\mathbf{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}^{\{i\}})$, já que $\mathbf{s}^{\{i\}}$ nesse caso representa o jogador em questão. No entanto, esse reparto não é trivial.

6.2

Reparto dos Benefícios: Motivação

Em um pequeno exemplo, imagine três geradores de energia elétrica de diferentes perfis que fazem projeções da renda associada à comercialização de suas energias no ACL. Suponha que os agentes são avessos a risco e que a métrica utilizada para o cálculo do fluxo futuro estocástico financeiro com que eles veem seus respectivos ativos seja uma medida aplicada sobre diversos cenários de renda futura estocástica (sob incerteza). A métrica é ainda trazida a valor presente, já que a renda da comercialização através de contratos de médio prazo (por exemplo, 12 meses) é incerta.

Para poder realizar comparações, nesse exemplo, todos os agentes maximizam o mesmo Equivalente Certo de seus respectivos resultados ótimos de comercialização de sua energia. Ainda, a comercialização é feita através de um contrato de venda padrão que remunera os geradores a um valor de 100,00 R\$/MWh. Assim, os valores com que os agentes quantificam seus respectivos negócios foram calculados. Supondo uma possível cooperação entre os três perfis, a comercialização conjunta da energia proveniente das três fontes também foi calculada. A Tabela 6.1 contempla os valores das comercializações dessas energias.

Tabela 6.1 – Tabela de comparação de fluxos futuros estocásticos de três diferentes usinas renováveis comercializando sua energia no ACL de forma individual e através de cooperação

Perfil ($s^{(i)}$)	Lastro (MWmédio)	Nível de Contratação (%Lastro)	Resultado em R\$ ($v(s^{(i)})$)
PCH	5,00	44,27	2.210.860,00
BIOMASSA	2,50	78,81	1.480.150,00
EÓLICA	2,50	82,85	1.768.330,00
COOPERAÇÃO	10,00	72,66	6.643.460,00

Na tabela acima, a coluna *Nível de Contratação* indica a quantidade ótima, em relação ao lastro, que o agente vende através do contrato de venda, deixando a diferença para ser liquidada no mercado de curto prazo. Analisando os resultados da Tabela 6.1 podemos perceber que a cooperação resultaria num valor futuro estocástico de R\$ 6.643.460,00, que chamamos de R^{coop} enquanto que a soma dos

resultados individuais dos três perfis equivale à R\$ 5.459.340,00. Assim sendo deve-se repartir o benefício gerado pela cooperação (R\$ 1.184.120,00). O mais intuitivo é ratear o valor total da comercialização conjunta pelos respectivos valores de lastro dos participantes, que equivale à quantidade (teórica) de energia com que cada participante contribuiu. Os resultados deste rateio por perfil estão dispostos na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Alocação dos benefícios de uma possível cooperação entre as fontes

Perfil ($\mathbf{s}^{(i)}$)	Alocação (x_i)	Renda na cooperação em R\$ ($x_i \cdot R^{coop}$)	Benefício abs ($x_i \cdot R^{coop} - v(\mathbf{s}^{(i)})$)
PCH	0,50	3.321.730,00	1.110.870,00
BIOMASSA	0,25	1.660.865,00	180.715,00
EÓLICA	0,25	1.660.865,00	- 107.465,00

Percebe-se que a PCH obtém enorme vantagem do efeito sinérgico do portfólio e que em contra partida a eólica perderia renda participando de tal cooperação. Portanto, a cooperação não é estável, dado que a eólica preferiria continuar comercializando sua energia sozinha de forma ótima do que participar da cooperação.

6.3 O Núcleo de Jogos Cooperativos

No contexto do exemplo acima, o conceito de núcleo de jogo cooperativo conduz a dissertação para a solução do problema de reparto ótimo dos benefícios gerados. O Núcleo do jogo cooperativo é o conjunto de todas as possíveis soluções de reparto (ou de alocações) de benefícios do jogo tais que todos os participantes obtêm mais benefícios participando da grande coalizão do que em qualquer outra possível coalizão. Deste modo, encontrando uma solução de reparto que pertença ao núcleo, garante-se a tão importante estabilidade da grande coalizão, tornando a cooperação a melhor opção para todos os participantes.

Matematicamente, o Núcleo (\mathcal{C}) é o conjunto de vetores de quotas (ou alocações) \mathbf{x} , em que nenhum resultado $v(\mathbf{s})$ associado a uma dada coalizão \mathbf{s} supera o valor da alocação recebida por \mathbf{s} na grande coalizão, dado por $v(1) \sum_{i \in S} x_i$ ou de forma vetorial, $v(1)(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s})$. A definição formal pode ser escrita da seguinte forma:

$$\mathcal{C}(v) := \left\{ x \in [0,1]^N \mid \begin{array}{l} \mathbb{1}^T x = 1 \\ v(\mathbb{1})(x^T \cdot s) \geq v(s), \forall s \in \mathcal{B} \end{array} \right\}. \quad (6.2)$$

Cabe ressaltar que, dentro desse contexto, a propriedade de superaditividade, presente tanto na função característica de jogos cooperativos quanto no *CVaR*, não garante a existência de núcleo em jogos cooperativos, conforme disposto em [48].

Nas seções seguintes, apresentamos a forma de obter o conjunto de alocações x que define cada um dos diferentes tipos de reparto dos benefícios em jogos cooperativos estudados nesta pesquisa. Esses três tipos de reparto serão utilizados mais adiante na dissertação, mais especificamente nos experimentos computacionais realizados.

6.4 Reparto via Lastro

Para exemplificar a ideia desse tipo de reparto, imagine uma dada coalizão de jogadores em que cada jogador i entra nesta coalizão com um determinado lastro l_i , que pode ser diferente para cada participante. Neste caso, o mais intuitivo é pensar que no momento do rateio dos benefícios da coalizão, cada participante receba um valor proporcional à quantidade de lastro com que contribuiu quando entrou na coalizão, como no exemplo debatido na seção 6.2. Essa medida de reparto dispensa qualquer técnica baseada em teoria dos jogos, pois a combinação de jogadores não interfere na contribuição marginal de cada jogador na coalizão. Matematicamente, temos a expressão abaixo como definição formal desse tipo de reparto.

$$x_i^L = \frac{l_i}{\sum_{i \in S} l_i} v(\mathbb{1}). \quad (6.3)$$

Note que o reparto apresentado por (6.3) independe do efeito sinérgico da coalizão. Sendo o agente i remunerado apenas por sua contribuição individual. Adicionalmente, esse método de reparto não garante uma solução dentro do núcleo do jogo cooperativo, mesmo que o núcleo exista.

6.5

Reparto via Valor Shapley

O valor de Shapley foi introduzido por Lloyd Shapley em 1953 [49] e é um método de solução para problemas de alocação em teoria dos jogos cooperativos. Ele permite calcular uma alocação única de benefícios de uma cooperação para todos os seus jogadores, valorando a contribuição dos jogadores na cooperação.

O Valor Shapley de cada jogador i pode ser obtido através da média de sua contribuição marginal em todas as possíveis coalizões que este jogador pode formar. Para o problema de alocação de quotas de um fundo de renováveis, o Valor Shapley associado a um jogador i pode ser obtido por:

$$x_i^{VS} = \frac{\left[\frac{1}{n!} \left(\sum_{(s \in \mathcal{B}) | s_i = 0} p_n(s) [v(s + s^{\{i\}}) - v(s)] \right) \right]}{v(\mathbb{1})}. \quad (6.4)$$

Sendo x_i^{VS} , a quota financeira (em p.u) associada ao jogador i ; n o número de jogadores que participam da coalizão; $p_n(s)$ o número de vezes que o agente i contribui marginalmente para a coalizão s ; $v(s + s^{\{i\}})$ a função característica associada à coalizão s e o agente i e $v(s)$ a função característica associada a s somente (sem o agente i). Sendo que $s^{\{i\}}$, conforme definido anteriormente, representa um vetor cheio de zeros e valor 1 na posição i . Assim, $s + s^{\{i\}}$ representa a coalizão s com a inclusão do jogador i .

6.6

Nucléolos

No caso do jogo cooperativo, quando o agente é na verdade uma coalizão sinérgica de empresas, é necessário analisar se as subcoalizões não poderiam ameaçar a existência da grande coalizão, onde todos os participantes estão presentes. De fato, caso exista uma subcoalizão em que os seus participantes obtenham maiores benefícios do que na alocação proveniente da grande coalizão, obviamente eles irão preferir atuar na subcoalizão. Assim, o objetivo desse tipo de reparto é encontrar uma solução dentro do núcleo do jogo cooperativo, definido na seção 6.3. O reparto por Nucléolos procura uma solução que maximiza a menor vantagem das restrições do núcleo, definido em (6.2). Esse reparto

maximiza o interesse dos jogadores que tiveram os menores benefícios em permanecerem na grande coalizão. A expressão (6.5) apresenta o problema que deve ser resolvido para encontrar esse método de reparto.

$$\begin{aligned} \hat{V}^* &= \max_{x \geq 0} \delta \\ \text{sujeito a:} & \\ \delta &\leq v(\mathbf{1})\mathbf{x}^T \mathbf{s} - v(\mathbf{s}), \quad \forall \mathbf{s} \in \mathcal{B}, \\ \mathbf{1}^T \mathbf{x} &= 1. \end{aligned} \tag{6.5}$$

Assim, se $\hat{V}^* \geq 0$, ou seja, a menor vantagem é positiva, o problema de reparto possui núcleo e sua solução é obtida através de \mathbf{x}^* , proveniente de (6.5).

7

Modelagem do Fundo de Comercialização de Energia Renovável

Este capítulo apresenta a modelagem completa do proposto fundo de comercialização de energia renovável, a partir dos conceitos definidos nos capítulos anteriores. O objetivo é formar um fundo de geradores renováveis, que tire proveito da sinergia existente entre as fontes no que diz respeito à complementariedade dos seus perfis de geração. O aproveitamento dessa sinergia tem o intuito de mitigar os riscos de comercialização. Após a verificação da existência do benefício, é feita a alocação das quotas financeiras do fundo entre seus participantes. Essa alocação tem o objetivo de avaliar a estabilidade do fundo de modo que o interesse dos participantes esteja garantido. Dessa maneira, o modelo cria incentivos para essas fontes de energia participarem do ACL.

O jogo proposto de alocação de quotas do fundo de renováveis será caracterizado por um jogo estocástico cooperativo [20], onde o que é atribuído a cada jogador é, de fato, uma quota do resultado de um fluxo de caixa financeiro futuro estocástico.

Neste trabalho, cada uma das unidades de geração participantes da grande coalizão (fundo) será designada como um jogador. De uma forma geral, para determinar o resultado do fluxo de caixa (renda) futuro estocástico de um único jogador, através da venda de um único contrato, basta usar a expressão (5.2). No caso de uma coalizão de jogadores é necessário apenas substituir \tilde{G}_t em (5.2), por $\sum_{i \in N} \tilde{G}_{i,t}$, ou seja, pela soma da geração de todos os jogadores que formam a coalizão, para todo período t .

Neste trabalho consideramos que o fundo não discrimina agentes com uma etapa de otimização dos seus participantes para encontrar a proporção ótima de cada agente no portfólio. Entretanto, isso poderia ser facilmente realizado, conforme já apresentado em [2]. Por questão de simplicidade, neste trabalho, existe um único contrato.

No caso do Brasil, onde não há oferta no mercado de curto prazo e todas as diferenças entre a energia produzida e a quantidade contratada são automaticamente liquidadas ao PLD, a expressão (5.2) pode ser aplicada diretamente conforme em [8], [9] e [2]. Dependendo das regras de mercado, a expressão (5.2) pode ser ajustada para incorporar características específicas que forem necessariamente relevantes para fornecer uma descrição realista das oportunidades disponíveis. A extensão da metodologia proposta para mercados diferentes pode ainda ser feita através da mudança (ou o ajuste) da expressão (5.2).

A estratégia ideal de contratação de um jogador individual, considerando-o avesso a risco, pode ser obtida através de um problema de otimização. O problema a ser resolvido visa encontrar a quantidade ótima Q^* para uma determinada oportunidade de venda de energia no mercado, considerando um preço P , e maximizando o Equivalente Certo (EC) do fluxo de caixa do jogador, definido em (5.3), conforme utilizado em [2]. Neste caso, esta dissertação trabalha sob a hipótese de que cada jogador concorda com o EC escolhido utilizado pelo fundo, apresentado no final do capítulo 4, além de estar de acordo com as considerações estabelecidas na seção 5.2.

Na comercialização conjunta, o EC deve considerar todo um conjunto de jogadores. Dessa forma, o EC de uma coalizão s de jogadores que, em comum acordo, estão dispostos a vender uma quantidade de energia Q , através de um contrato de quantidade flat (mesma quantidade para todos os períodos do horizonte do contrato) a um determinado preço P pode ser obtido por:

$$EC(Q, s) = \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, s)}{(1 + K)^t} \right). \quad (7.1)$$

Sendo $\tilde{R}_t(Q, s) = (P - \tilde{\pi}_t)Q + \sum_{i \in N} \tilde{G}_{i,t} s_i \tilde{\pi}_t$, ρ_α a medida de risco adotada (combinação convexa entre o $CVaR$ e o valor esperado da renda), Q a quantidade de energia contratada (em MW médio) e K o fator de desconto para o fluxo de caixa, conforme disposto anteriormente.

Neste trabalho, a função característica $v(s)$ representa o valor ótimo da estratégia de comercialização conjunta da coalizão s e pode ser obtido através do seguinte modelo de otimização:

$$v(\mathbf{s}) = \max_{Q \geq 0} \left\{ \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, \mathbf{s})}{(1+K)^t} \right) \right\}$$

Sujeito a:

$$Q \leq \sum_{i \in S} l_i.$$
(7.2)

Sendo l_i , o lastro (ou certificado de garantia física) associado ao jogador i e $v(\mathbf{s})$ o valor da função característica associada à coalizão \mathbf{s} .

Assim, o problema de otimização apresentado em (7.2) propõe maximizar o EC da coalizão \mathbf{s} de jogadores, considerando a venda de uma quantidade ótima Q^* em um contrato, que está limitada a soma dos certificados de energia individuais de cada fonte na coalizão.

Note que (7.2) pode ser utilizada para obtenção do valor de $v(\mathbb{1})$, que representa o valor da função característica associada à coalizão N , ou grande coalizão, ou seja, a coalizão na qual todos os agentes do fundo fazem parte.

Ainda, há a possibilidade de se estender a formulação do problema de otimização definido em (7.2) fazendo com que o lastro l_i de cada jogador seja também uma variável de decisão. Neste sentido, o fundo cooperativo escolheria a magnitude da contribuição de cada jogador. Todavia, esta extensão foi deixada como opção para futuras pesquisas.

7.1

Caracterização do Problema Via Teoria de Jogos Cooperativos

A partir do resultado que maximiza os ganhos do fundo de renováveis, um segundo desafio é repartir os ganhos desse fundo entre os jogadores. Na proposta desta dissertação, o que é repartido é um percentual dos recebíveis do fundo cooperativo. Logo, a receita que uma dada coalizão \mathbf{s} recebe no fundo na verdade é $\tilde{R}_s^{fundo} = \tilde{R}^{fundo}(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s})$. Ou seja, um percentual do fluxo de caixa futuro estocástico do fundo, que pode ser calculado por:

$$\tilde{R}_s^{fundo} = \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q^*, N)}{(1+K)^t} (\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) \right).$$
(7.3)

E pela propriedade de homogeneidade de ρ_α , a expressão (7.3) pode ser reescrita como:

$$\tilde{R}_s^{fundo} = v(1)(x^T \cdot s). \quad (7.4)$$

Os três métodos de reparto apresentados no capítulo anterior serão analisados como forma de reparto das quotas desse fundo.

Conforme apresentado na seção 6.4, na alocação por lastro, os ganhos do fundo são distribuídos proporcionalmente ao lastro de cada jogador. De acordo com essa proposta, as quotas podem ser alocadas para cada fonte sem a necessidade de um método mais sofisticado, dado que os lastros de todos os jogadores são conhecidos previamente.

Já para a aplicação de métodos baseados na teoria de jogos cooperativos, devem ser feitas, previamente, duas considerações, que estão dispostas a seguir.

- Deve ser avaliada a possibilidade de formação de coalizões, isto é, subconjuntos dos N jogadores. As diferentes coalizões $s \in \mathcal{B}$ jogam entre si e internamente possuem uma regra de divisão do ganho (*payoff*).
- A função característica $v(s)$ associada às diferentes coalizões de jogadores deve ser considerada como uma ameaça à grande coalizão e, portanto, o reparto deve ser uma solução dentro do núcleo do jogo cooperativo (definido em (6.2)). Portanto, $v(s)$ é o valor da coalização s (ou EC^* de s) a ser transferida aos seus membros, definida na seção 4.4.

Neste trabalho, os jogadores são os geradores associados às fontes de energia renovável. Como exemplo, suponha $N = \{PCH, BIO, EOL\}$ a grande coalizão de jogadores que representam as três fontes de energia: pequena central hidrelétrica (*PCH*), biomassa (*BIO*) e eólica (*EOL*) tratando-se, portanto, do fundo de renováveis.

A função característica v típica de jogos cooperativos, neste trabalho, é tratada como o EC associado a um jogador, ou a um conjunto qualquer de jogadores (coalizão) $s \in \mathcal{B}$, e assume a expressão definida em (7.2).

No caso específico do fundo com três jogadores, existem 8 (oito) coalizões possíveis, sendo 3 de cardinalidade 1, representando cada jogador

individualmente ($\{PCH\}$, $\{BIO\}$ e $\{EOL\}$), 3 de cardinalidade 2, que são as combinações dois a dois ($\{PCH, BIO\}$, $\{PCH, EOL\}$ e $\{BIO, EOL\}$), uma de cardinalidade 3, sendo a grande coalizão ($\{PCH, BIO, EOL\}$) e a coalizão vazia ($\{\emptyset\}$). Do ponto de vista da teoria de jogos cooperativos, a coalizão vazia deve ter associada a ela um valor zero, o que equivale a dizer que o resultado de um jogo não tem valor se não houver nenhum jogador associado a esse resultado, restando, portanto, 7 coalizões válidas.

A princípio, para fins da análise completa do jogo cooperativo, cada uma dessas 7 coalizões deverão ter seus valores e estratégias ótimas de comercialização (função característica) devidamente calculados, para que possamos determinar qual coalizão é a mais benéfica. O que iremos demonstrar é que é possível alocar as quotas do fundo aos seus jogadores de forma a fazer da grande coalizão a mais atrativa para cada um dos jogadores do fundo. E fazer, dessa forma, com que nenhuma coalizão seja capaz de desestabilizar o fundo, ou seja, que é possível encontrar uma solução de reparto que pertença ao núcleo do jogo cooperativo aqui caracterizado, sempre que esse núcleo existir. O nucléolo do fundo cooperativo gerado por N será encontrado de acordo com o modelo (6.5).

Em particular, a aplicação do modelo proposto de comercialização conjunta, para esses 3 jogadores, é feita da maneira a seguir.

1. *Determinação do EC da grande coalizão*

- Resolva o problema (7.2) com $s = 1$. Este passo fornece o valor do fundo, $v(1)$.

2. *Determinação do EC das subcoalizões*

- Resolva o problema (7.2) para todo $s \in \mathcal{B}$. Este passo fornece o valor de todas as possíveis subcoalizões, ou seja, $v(\{PCH\})$, $v(\{BIO\})$, $v(\{EOL\})$, $v(\{PCH, BIO\})$, $v(\{PCH, EOL\})$ e $v(\{BIO, EOL\})$.

Após a obtenção dos valores ótimos de comercialização de todas as coalizões, é feito o reparto de quotas a partir dos métodos definidos nas seções 6.4, 6.5 e 6.6. Especificamente, para o método Nucléolos, basta resolver o problema definido a seguir.

$$\begin{aligned}
& \max_{\delta} \delta \\
& \text{sujeito a:} \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot x_{PCH} - v(\{PCH\}) \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot x_{BIO} - v(\{BIO\}) \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot x_{EOL} - v(\{EOL\}) \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot (x_{PCH} + x_{BIO}) - v(\{PCH, BIO\}) \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot (x_{PCH} + x_{EOL}) - v(\{PCH, EOL\}) \\
& \delta \leq v(\mathbb{1}) \cdot (x_{BIO} + x_{EOL}) - v(\{BIO, EOL\}) \\
& x_{PCH} + x_{BIO} + x_{EOL} = 1.
\end{aligned} \tag{7.5}$$

Uma visão geral do modelo proposto de comercialização de energia renovável no ACL, via teoria de jogos cooperativos está ilustrada na Figura 7.1.

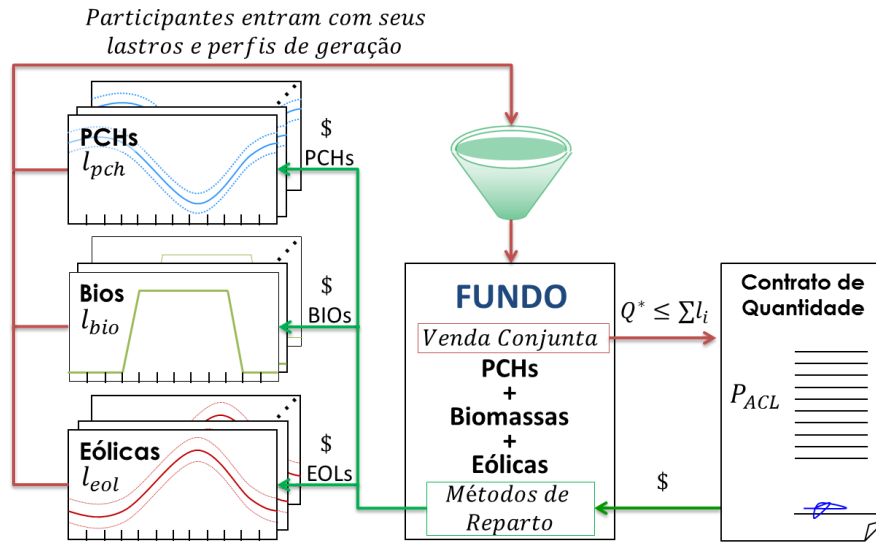


Figura 7.1 – Modelo de comercialização de energia renovável no ACL via teoria de jogos cooperativos

A seguir, é apresentado um exemplo com dados reais, reproduzindo o modelo clássico de (6.5) apresentado em [11]. Neste exemplo, o modelo proposto do fundo de comercialização de energia renovável é utilizado para calcular o *EC* da comercialização conjunta da energia de uma PCH, uma biomassa e uma eólica. A repartição das quotas é feita através dos três tipos de reparto apresentados no capítulo 6. A Tabela 7.1 apresenta a solução de repartição de quotas para cada um dos métodos de reparto. É possível perceber que a repartição das quotas para os métodos Shapley e Nucléolos tendem a ser parecidos aos da repartição por lastro. Porém, esse desvio sutil é fundamental para obtenção de resultados dentro do

núcleo do jogo cooperativo, conforme será mostrado mais adiante com os demais resultados apresentados.

Tabela 7.1 – Métodos de alocação de quotas

Fonte	Lastro	Valor Shapley	Nucléolos
PCH	33,33%	27,71%	30,11%
BIO	33,33%	33,91%	32,30%
EOL	33,33%	38,38%	37,59%

Na Tabela 7.2 estão dispostas as quantidades ótimas de contratação e o EC ($v(s)$) de cada uma das 7 possíveis coalizões formadas pelos três jogadores. É notável a desvantagem da coalizão $S = \{PCH, BIO\}$ no reparto por Lastro. Tal solução não gera benefícios reais à PCH e à BIO quando participam da grande coalizão e, nesse caso, essa se trata de uma solução fora do núcleo do jogo cooperativo. Adicionalmente, o método de reparto por Valor Shapley, neste experimento, pertence ao núcleo do jogo cooperativo, ainda que isso não seja sempre garantido.

Tabela 7.2 – Comparação entre 4 diferentes métodos de repartição de quotas

s	Q^* (%lastro)	$v(s)$ (R\$)	$ganho\ de\ (s): v(1)(x^T \cdot s) - v(s)$ (R\$)		
			Lastro	Valor Shapley	Nucléolos
{PCH}	51,11	150.418	94.434	53.117	70.754
{BIO}	89,18	212.859	31.993	36.259	24.432
{EOL}	92,56	252.232	- 7.380	29.671	23.862
{PCH,BIO}	77,24	434.601	55.103	18.053	23.862
{PCH,EOL}	80,04	460.798	28.906	24.641	36.468
{BIO,EOL}	94,81	489.523	181	41.499	23.863
{PCH,BIO,EOL}	87,25	734.557	-	-	-
Menor vantagem:			- 7.380	18.053	23.862

O fato mais relevante da análise é que o reparto por Lastro gera uma solução que viola a restrição de ganho individual da eólica. Nesse contexto, essa solução não pertence ao núcleo do jogo cooperativo, diferentemente dos dois últimos

métodos de reparto. Como esperado, o método Nucléolos, por ser baseado no núcleo, garantiu solução dentro do núcleo do jogo cooperativo, já que nesse caso ele existe. A análise dos perfis de geração da biomassa e da eólica, dispostos no capítulo 3, enaltece que ambas possuem características de sazonalidade parecidas e, portanto, competem por um casamento com o perfil da PCH, em termos de complementariedade. Porém, a coalizão $S = \{PCH, EOL\}$ aparece com um pouco mais de força. Ademais, mesmo com a eólica possuindo o maior benefício dentre as coalizões individuais, ela é a que menos se beneficia da grande coalizão, o que induz a concluir que seu efeito sinérgico sobre o perfil PCH é ligeiramente menor que o da biomassa. Ainda, o efeito sinérgico na formação das coalizões pode ser observado através do aumento de agressividade em seus níveis de contratação Q^* , que tendem a ser maiores que a média de seus respectivos participantes.

Na Figura 7.2, o núcleo do jogo cooperativo e o conjunto de alocações está representado numa projeção no plano de soma um, em 2 dimensões, desenvolvido por [50].

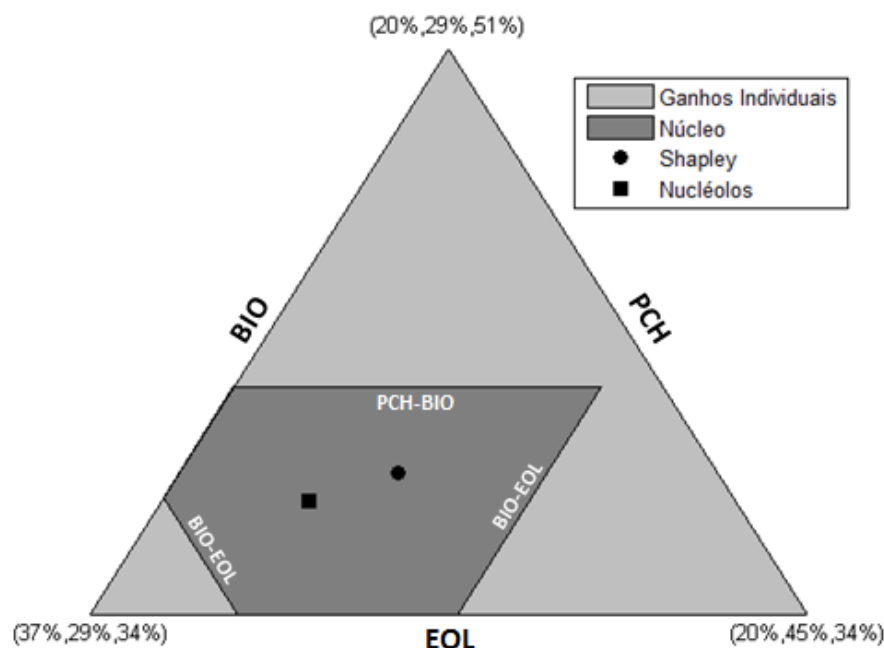


Figura 7.2 – Alocação de quotas do jogo cooperativo pelos três tipos de reparto estudados

Acima, na Figura 7.2, o triângulo externo define a fronteira do conjunto de soluções de reparto que asseguram que os perfis individuais recebem benefícios maiores na grande coalizão em comparação a seus resultados individuais. Ainda,

o núcleo do jogo cooperativo (delineado pela região do polígono escuro, no interior do triângulo) é definido quando a alocação de quotas da grande coalizão proporciona aos três perfis um benefício maior que o das coalizões formadas por cada uma das possíveis combinações entre dois jogadores. Nesse contexto, o método Nucléolos persegue pontos dentro do interior do poliedro que define o núcleo do jogo cooperativo, o que vai de acordo com a expressão (6.5). Outro fato coerente é o rateio por Lastro não aparecer nem mesmo dentro da região de ganhos individuais da figura, já que viola a restrição de ganho da eólica.

No capítulo 8 é apresentada uma metodologia para tratar a questão da explosão combinatória do problema proposto, que o torna intratável quando há aumento do número de jogadores.

8

A Explosão Combinatória do Problema

Como as restrições de núcleo de um jogo cooperativo forçam a análise de cada uma das possíveis subcoalizões do jogo, faz-se necessário dimensionar o aumento do custo computacional em instâncias do jogo cooperativo que possuam mais do que 3 jogadores apenas. Investigando a natureza do problema, verifica-se que o mesmo cresce exponencialmente com o número de jogadores.

Com um número pequeno de participantes, o problema modelado no capítulo anterior é resolvido com baixo custo computacional. Como detalhado anteriormente, com 3 jogadores, existem apenas 7 possíveis coalizões. Essa relação jogadores/coalizões obedece à seguinte lei de formação: para um jogo cooperativo envolvendo n jogadores, existem $2^n - 1$ coalizões. Com o aumento de n , é visível que o número de coalizões começa a tornar o problema computacionalmente custoso. A Tabela 8.1 exemplifica esse fato.

Tabela 8.1 – Aumento exponencial do número de coalizões com o aumento do número de jogadores (n).

Número de jogadores (n)	Número de coalizões ($2^n - 1$)
3	7
5	31
10	1.023
15	32.767
20	1.048.575
25	$3,4 \times 10^7$
30	$1,1 \times 10^9$
35	$3,4 \times 10^{10}$
40	$1,1 \times 10^{12}$
45	$3,5 \times 10^{13}$
50	$1,1 \times 10^{15}$

A modelagem disposta em (6.5), na seção 6.6, prevê que a função característica $v(\mathbf{s})$ deve ser calculada para cada uma das possíveis coalizões. Nesse sentido, é nítido que o aumento do número de jogadores torna o problema intratável. Ainda que o cálculo de $v(\mathbf{s})$ para uma única coalizão, via programação linear, seja relativamente rápido, da ordem de 0,1 segundo, considerando o problema com 25 jogadores, seria preciso algo em torno de 39 dias se cada um dos problemas das 33.554.431 coalizões tivessem de ser resolvidos sequencialmente. Dada essa questão, uma nova modelagem é proposta, cujo objetivo é buscar uma solução de reparto de maneira a blindar a grande coalizão frente à subcoalizão que, dentre todas as possíveis, obtenha a menor vantagem.

A nova modelagem define inicialmente

$$V(\mathbf{s}, \mathbf{x}) = v(\mathbf{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) - v(\mathbf{s}) \quad (8.1)$$

como a função que calcula o valor da vantagem da coalizão \mathbf{s} . De acordo com a expressão (6.5), se $V(\mathbf{s}, \mathbf{x}) \geq 0$ para todo $\mathbf{s} \in \mathcal{B}$, então nenhuma restrição do núcleo é violada sob a alocação \mathbf{x} , ou seja, $\mathbf{x} \in \mathcal{C}(v)$. Desse modo, encontrar uma solução dentro do núcleo do jogo cooperativo de forma que a menor vantagem, dentre todas as possíveis coalizões, seja positiva, é exatamente o mesmo objetivo do método de reparto via Nucléolos, apresentado em (6.5).

Para encontrar a coalizão que possui a menor vantagem, dado uma alocação de quotas \mathbf{x} , busca-se $V^*(\mathbf{x})$, que é a menor vantagem dentre todas as possíveis subcoalizões do jogo cooperativo, ou seja:

$$V^*(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{B}} V(\mathbf{s}, \mathbf{x}). \quad (8.2)$$

Como $v(\mathbf{s})$ propriamente dito é um problema de maximização, a expressão de $V(\mathbf{s}, \mathbf{x})$ assume a seguinte forma:

$$V(\mathbf{s}, \mathbf{x}) = v(\mathbf{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) - \max_{Q \geq 0} \left\{ \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, \mathbf{s})}{(1 + K)^t} \right) \right\}. \quad (8.3)$$

Satisfazendo, naturalmente, a restrição de balanço de energia disposta no problema (7.2). E como para uma dada função genérica f , vale a igualdade $\max(f) = -\min(-f)$, a expressão (8.3) pode ser reescrita como:

$$V(\mathbf{s}, \mathbf{x}) = \min_{Q \geq 0} \left\{ v(\mathbb{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) - \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, \mathbf{s})}{(1+K)^t} \right) \right\}. \quad (8.4)$$

Portanto, a expressão da menor vantagem, após a substituição de (8.4) em (8.2), fica definida da seguinte maneira:

$$V^*(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{B}} \min_{Q \geq 0} \left\{ v(\mathbb{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) - \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, \mathbf{s})}{(1+K)^t} \right) \right\}. \quad (8.5)$$

O que é equivalente a:

$$V^*(\mathbf{x}) = \min_{\substack{Q \geq 0 \\ \mathbf{s} \in \mathcal{B}}} \left\{ v(\mathbb{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}) - \rho_\alpha \left(\sum_{t \in T} \frac{\tilde{R}_t(Q, \mathbf{s})}{(1+K)^t} \right) \right\}. \quad (8.6)$$

Como $V(\mathbf{s}, \mathbf{x})$ é uma família de funções afins em \mathbf{x} , dentro de um conjunto enumerado por $\mathbf{s} \in \mathcal{B}$, $V^*(\mathbf{x})$ é côncava, por ser definida como o mínimo de funções afins (ver cap. 3.2.3 de [51]). A concavidade dessa função será útil na modelagem da proposta de reparto pelo método de Nucléolos via técnica de decomposição de Benders.

8.1

A Técnica de Decomposição de Benders

Perseguindo uma solução de maior eficiência computacional, percebe-se que o problema definido em (7.2), com rateio pelo método de Nucléolos (seção 6.6) pode ser remodelado via programação linear inteira mista, e resolvido através da utilização da técnica de decomposição de Benders para problemas de otimização [24].

A técnica de decomposição de Benders busca solucionar problemas de alto custo computacional e é muito utilizada em problemas de programação estocástica. A técnica permite a decomposição de um problema de elevada complexidade em dois problemas de baixo custo computacional. Esses dois problemas são chamados de problema de primeiro e segundo nível ou primário e secundário, respectivamente. Seu intuito é aproximar uma função convexa através

da expansão de Taylor de primeira ordem a partir de hiperplanos, conhecidos como cortes de Benders. Dessa maneira, o problema é resolvido de forma iterativa, através da inserção de novos cortes a cada passo, até que seja atingido certo grau de tolerância sobre o valor da função objetivo do problema e, consequentemente, a convergência (término) do algoritmo. Na análise de pior caso, o primeiro nível desenha (ou recupera) toda a região viável do problema original, através de cortes gerados pelo problema de segundo nível. Todavia, na maioria dos casos, são necessárias poucas iterações.

Na modelagem desenvolvida nesta dissertação, o problema primário consiste em encontrar um vetor de alocações \mathbf{x} em que, inicialmente, seja garantida a satisfação das restrições de ganhos individuais dos n participantes do fundo, ou seja, que todos os jogadores obtenham melhores resultados quando participam do fundo do que quando vendem sua energia individualmente. Esse conjunto inicial de restrições é obtido de forma simples, já que o problema de otimização da função característica de cada jogador individualmente, sem a formação de coalizões, é facilmente tratável via programação linear, pois cresce linearmente com o número de jogadores. Dessa maneira, o problema (6.5) que define a alocação \mathbf{x}^* , dadas as restrições do núcleo do jogo, pode ser reescrito como:

$$\hat{V}^* = \max_{\mathbf{x} \geq 0} V^*(\mathbf{x}) \quad (8.7)$$

sujeito a:

$$\mathbb{1}^T \mathbf{x} = 1. \quad (8.8)$$

A função $V^*(\mathbf{x})$ pode ser aproximada por cima por planos de suporte e gerar um limite superior para \hat{V}^* conforme disposto abaixo:

$$UB^{(j)} = \max_{\substack{\mathbf{x} \geq 0 \\ t}} t \quad (8.9)$$

sujeito a:

$$v(\mathbb{1})(\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{s}^{\{i\}}) \geq v(\mathbf{s}^{\{i\}}), \quad \forall i \in N \quad (8.10)$$

$$t \leq V^*(\mathbf{x}^{(k)}) + \nabla V^{(k)}(\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(k)}), \quad \forall k \in (1, \dots, j-1) \quad (8.11)$$

$$\mathbb{1}^T \mathbf{x} = 1. \quad (8.12)$$

Sendo $\nabla^{(k)}$ o vetor gradiente da função $V^*(x^{(k)})$ no ponto $x^{(k)}$, dado por:

$$\nabla = +v(1) s^{(k)} \quad (8.13)$$

e $s^{(k)}$ a solução do problema (8.6) para $x = x^{(k)}$.

Ao resolver esse PL, são encontrados: um novo ponto $x^{(j)}$, $V^{*(j)} = V^*(x^{(j)})$ e $\nabla^{(j)}$. Inserindo mais um plano para melhorar a aproximação, são obtidos $UB^{(j+1)} \leq UB^{(j)}$. Um limite inferior $LB^{(j)}$ pode ser obtido por valores da função avaliada em pontos subótimos encontrados pelo problema que gera $UB^{(j)}$.

O algoritmo iterativo proposto, baseado na técnica de plano de cortes, está definido a seguir.

1. Inicialização

- Inicialize o contador de iterações, $j \leftarrow 1$ e defina um nível de convergência $\varepsilon > 0$;
- Resolva o problema definido em (8.9) apenas com as restrições (8.10) e (8.12). Este passo fornece $x^{(j=1)}$ e um limite superior, $UB^{(j=1)}$, para o problema;
- Resolva o problema definido em (8.6) para o vetor de alocações $x^{(j=1)}$. Este passo fornece a subcoalizão com menor vantagem $s^{(j=1)}$ e um limite inferior, $LB^{(j=1)}$, para \hat{V}^* ;
- Se $UB^{(j=1)} - LB^{(j=1)} \leq \varepsilon$ então pare. Se não, insira um corte segundo a equação (8.11), faça $j \leftarrow 2$ e siga para o passo 2.

2. Encontrar um limite superior, $UB^{(j)}$, para \hat{V}^*

- Resolva o problema definido em (8.9) com as restrições (8.10), (8.11) e (8.12). Este passo fornece $x^{(j)}$ e $UB^{(j)}$.

3. Encontrar um limite inferior, $LB^{(j)}$, para \hat{V}^*

- Resolva o problema definido em (8.6) para o vetor de alocações $x^{(j)}$. Este passo fornece $s^{(j)}$ e $LB^{(j)}$.

4. Verificação de convergência

- Se $UB^{(j)} - LB^{(j)} \leq \varepsilon$ então pare. Se não, insira o novo corte encontrado, incremente o contador de iterações e volte ao passo 2.

Como a função de menor vantagem é uma função côncava e o problema primário é um problema de programação linear inteira mista, por construção, o algoritmo converge para a solução ótima. Adicionalmente, os limites superior e inferior do problema fornecem uma medida de distância do nucléolo (solução

ótima) do jogo cooperativo. A seguir será ilustrado o processo iterativo do algoritmo.

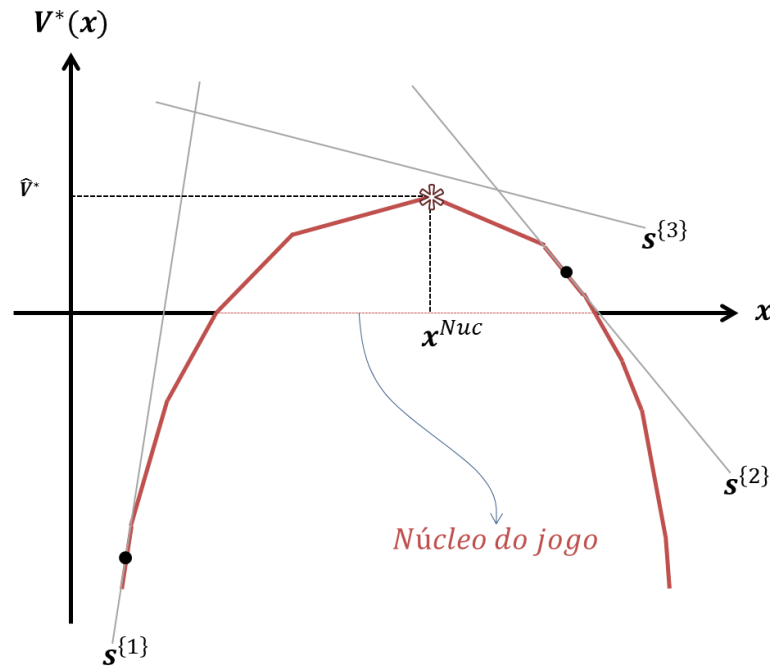


Figura 8.1 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders

O exemplo ilustrativo da Figura 8.1 representa a aproximação da função de menor vantagem $V^*(x)$ (eixo vertical), que é função da alocação x (eixo horizontal). O que o algoritmo faz é aproximar a curva de menor vantagem através de planos de suporte, representados na figura pela curva côncava linear por partes, até encontrar o ponto x^{Nuc} da Figura 8.1, que maximiza a função $V^*(x)$ (note que $V^*(x^{Nuc}) = \hat{V}^*$). A região pontilhada do eixo horizontal representa o intervalo de alocações que define o núcleo do jogo cooperativo, já que é o intervalo onde a curva de menor vantagem assume valores positivos. Além disso, na primeira iteração, apenas as restrições iniciais de ganhos individuais dos jogadores – equação (8.10) – estão presentes na formulação do problema (aqui só estão representados os cortes $s^{\{1\}}$, $s^{\{2\}}$ e $s^{\{3\}}$, mas na realidade existe um corte para cada jogador). A seguir os procedimentos de cada iteração do algoritmo são descritos.

1. Inicialização

Primeiramente, o contador de iterações (j) é inicializado com o valor 1 e um nível de convergência $\varepsilon > 0$ é definido.

Em seguida, a primeira solução de reparto $\mathbf{x}^{(1)}$ é encontrada. Com isso, encontra-se também o primeiro limite superior para o problema, $UB^{(1)}$. O ponto $\mathbf{x}^{(1)}$ e o valor de $UB^{(1)}$ estão representados na Figura 8.2. Repare que o ponto representado pelo losango preto define $UB^{(1)}$, já que maximiza $V^*(\mathbf{x})$, dados os cortes $\mathbf{s}^{\{1\}}$, $\mathbf{s}^{\{2\}}$ e $\mathbf{s}^{\{3\}}$.

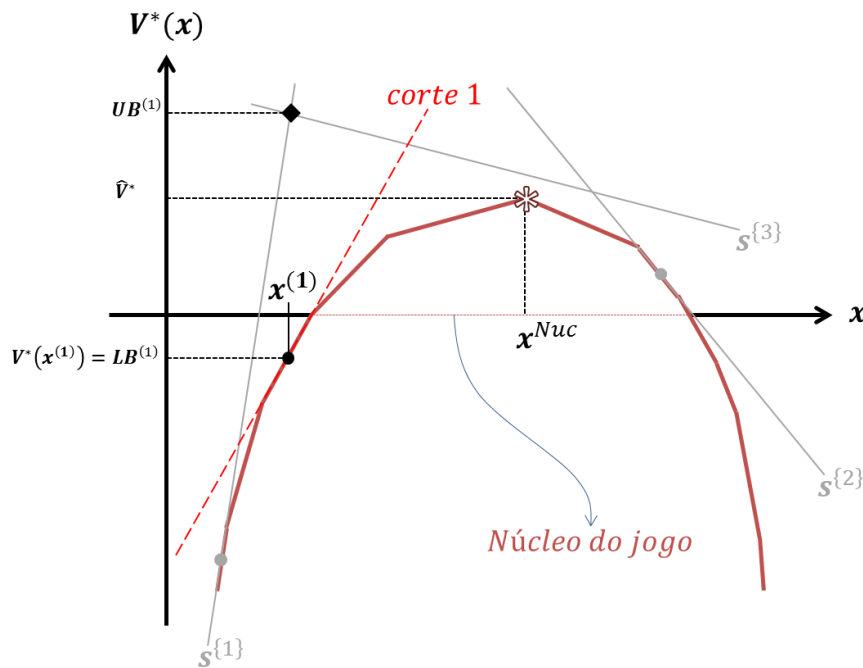


Figura 8.2 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders

Dotado de $\mathbf{x}^{(1)}$, o algoritmo adiciona o corte 1 à formulação do problema, já que encontra a coalizão de menor vantagem $\mathbf{s}^{\{1\}}$. Nesse mesmo momento o primeiro limite inferior para o problema, $LB^{(1)}$, também é obtido, acessando a curva que aproxima $V^*(\mathbf{x})$ (ponto preto redondo da Figura 8.2). Como $\varepsilon < UB^{(1)} - LB^{(1)}$, o contador de iterações é incrementado de uma unidade e o algoritmo segue para o passo 2.

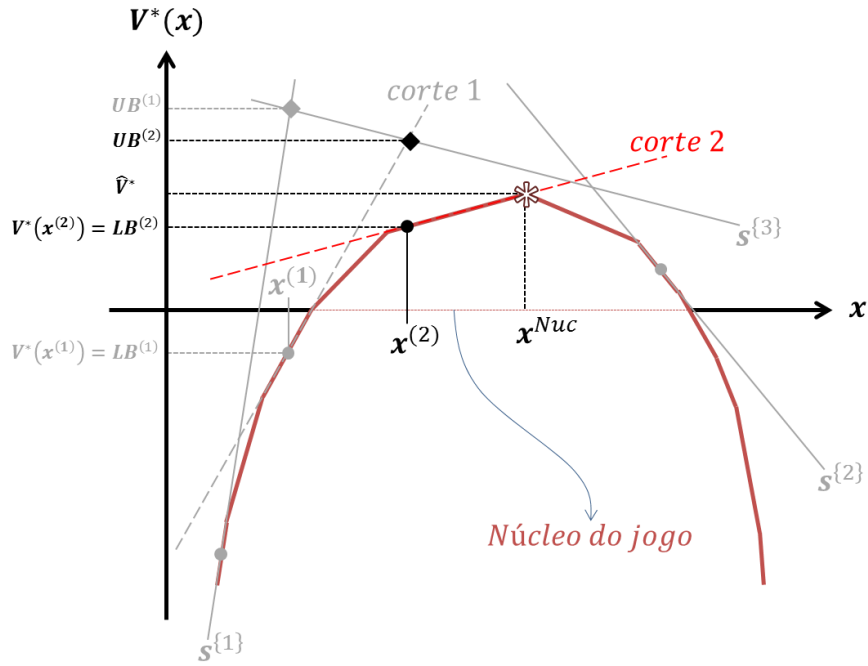


Figura 8.3 – Iteração 1 do exemplo ilustrativo do algoritmo de repartição via técnica de decomposição de Benders

2. Encontrar um limite superior, $UB^{(2)}$, para \hat{V}^*

Uma nova solução de repartição, $x^{(2)}$, é encontrada, resolvendo-se novamente o problema definido em (8.9) com as restrições (8.10), (8.12), agora, porém, considerando-se o corte 1 (equação (8.11)), inserido no passo anterior. Encontra-se também um novo limite superior para o problema, $UB^{(2)}$. Este procedimento está ilustrado na Figura 8.3.

3. Encontrar um limite inferior, $LB^{(2)}$, para \hat{V}^*

Com o vetor de alocações $x^{(2)}$, o algoritmo encontra $s^{(2)}$ e $LB^{(2)}$, também ilustrados na Figura 8.3.

4. Verificação de convergência

Repare que o novo gap (diferença entre $UB^{(2)}$ e $LB^{(2)}$) é menor que o primeiro, mas que ainda não é satisfatória ($\varepsilon < UB^{(2)} - LB^{(2)} < UB^{(1)} - LB^{(1)}$). Portanto, o segundo corte é inserido, o contador de iterações incrementado e o procedimento é repetido.

É visível que se repetindo o procedimento mais uma vez apenas, com a adição do próximo corte, o algoritmo ilustrativo converge para a solução ótima, encontrando \mathbf{x}^{Nuc} .

Adicionalmente, a expressão (8.11) representa cada um dos cortes gerados no poliedro original do problema (6.5) durante o processo iterativo, reduzindo expressivamente seu espaço de busca, já que a fronteira da região viável do problema é aproximada através de hiperplanos. O objetivo é encontrar uma alocação \mathbf{x} tal que toda subcoalizão receba através do fundo cooperativo um valor maior do que se estivesse fora dele. Ao invés de se preocupar com todas as possíveis subcoalizões, o que o algoritmo busca é aproximar linearmente, por partes, através da função $V^*(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{B}} V(\mathbf{s}, \mathbf{x})$, a curva de menor vantagem, dado uma alocação \mathbf{x} .

Ainda, as metodologias apresentadas em (8.11) e em (6.5) são equivalentes. Para evidenciar esse fato, basta substituir (8.13) em (8.11), que, para um corte em uma dada iteração k , leva à expressão seguinte.

$$t \leq V^*(\mathbf{x}^{(k)}) + v(\mathbb{1}) \mathbf{s}^{*T} (\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(k)}). \quad (8.14)$$

Como $V^*(\mathbf{x}^{(k)}) = \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{B}} V(\mathbf{s}, \mathbf{x}^{(k)}) = v(\mathbb{1})(\mathbf{s}^{*T} \cdot \mathbf{x}^{(k)}) - v(\mathbf{s}^*)$, temos:

$$t \leq v(\mathbb{1}) \mathbf{s}^{*T} \mathbf{x}^{(k)} - v(\mathbf{s}^*) + v(\mathbb{1}) \mathbf{s}^{*T} \mathbf{x} - v(\mathbb{1}) \mathbf{s}^{*T} \mathbf{x}^{(k)}. \quad (8.15)$$

Que finalmente leva à:

$$t \leq v(\mathbb{1}) \mathbf{s}^{*T} \mathbf{x} - v(\mathbf{s}^*). \quad (8.16)$$

Dessa maneira, o problema composto pelas expressões de (8.9), (8.11) e (8.12), pode ter a restrição (8.11) substituída por (8.16). Portanto, ele é construído da mesma maneira que o problema apresentado em (6.5).

Esta metodologia poupa esforço computacional, já que o problema de segundo nível não precisa visitar todas as possíveis coalizões, concentrando-se apenas em encontrar as que possuem as menores vantagens. Deste modo, espera-se um ganho considerável no tempo de execução do problema de reparto do fundo de renováveis. No próximo capítulo, são apresentados resultados de experimentos computacionais que corroboram com toda a teoria apresentada durante a

dissertação. O resultado de maior relevância é a tabela comparativa de tempos computacionais de resolução de diversas instâncias do problema de reparto via Núcleos através dos dois métodos apresentados, por enumeração de todas as possíveis subcoalizões e pelo método que usa decomposição de Benders.

9 Experimentos Computacionais

Para evidenciar os benefícios do modelo proposto neste trabalho, serão realizados três experimentos computacionais, sendo eles: (i) estudo didático com três fontes de energia renovável, sendo uma PCH, uma biomassa e uma eólica, com o intuito de explorar todos os aspectos apresentados no trabalho; (ii) estudo comparativo entre a técnica de reparto Nucléolos, por enumeração de coalizões e por decomposição de Benders, variando-se o número de jogadores até que o tempo de solução do problema utilizando-se o primeiro modelo seja considerado impraticável e (iii) experimentação do modelo de reparto via decomposição de Benders com até 25 jogadores.

Os experimentos computacionais foram executados em um computador com processador Intel® Core™ i7 CPU 920 @2.67GHz e 16Gb de memória RAM. Os problemas de Programação Linear (PL) e Programação Linear Inteira Mista (PLIM) foram implementados em linguagem MOSEL e utilizaram o solver XPRESS da FICO™ [52].

Para a realização dos estudos, foram utilizados dados realistas do sistema elétrico brasileiro. Como a abordagem da proposta de solução do problema possui natureza estocástica, foram criados dados de geração elétrica futura através de uma simulação de 10 anos com 2000 cenários de uma PCH e uma eólica. Na geração dos dados é considerada a correlação espacial e temporal entre as usinas e também entre dados de preços de curto prazo de energia, de forma a incorporar a realidade do sistema elétrico brasileiro.

Dados de vazão (em m^3/s) provenientes do histórico da bacia do rio Paraibuna, foram utilizados para simular os cenários de geração de uma PCH típica da região Sudeste. Para a simulação dos cenários de geração da usina eólica foram utilizados dados históricos de produção elétrica, em fator de capacidade (FC, em % da potência), de um parque gerador eólico situado no Nordeste. Já o PLD futuro pode ser simulado através do modelo de despacho utilizado pelo

Operador Nacional do Sistema (ONS), o Newave [53][54]. Para o caso da formação de portfólio, a correta precificação de riscos de qualquer estratégia de comercialização dessas fontes requer o casamento (correlação) dos cenários simulados da geração das usinas renováveis em questão com os cenários simulados de PLD. Não bastando, deve-se correlacionar também as diferentes fontes de geração entre si, através de um modelo multivariado. Essa correlação se faz muitíssimo importante, já que o modelo visa tirar proveito da sinergia existente entre as diferentes fontes utilizadas, através da comercialização da energia conjunta no ACL.

Por esses motivos, um modelo estatístico do tipo VARX⁴ (Vector Auto Regression with eXternal variables) foi utilizado para estimação e simulação dos dados de geração das usinas. Esse modelo é capaz de simular cenários de recursos renováveis devidamente ajustados aos cenários de PLD e recebe, como variáveis explicativas, dados provenientes do modelo operativo do sistema elétrico. Essas variáveis explicativas são dados simulados de Energia Natural Afluente (ENAs⁵) de 4 subsistemas do SIN: Sudeste, Sul, Nordeste e Norte. Com isso, os dados simulados de geração futura das duas usinas ficam correlacionados entre si e ainda com os dados de CMO (e do PLD) que são também provenientes do Newave e são considerados já correlacionados com os dados de ENAs utilizados. Importante ressaltar que não faz parte do escopo deste trabalho um detalhamento mais profundo desse modelo. Maiores detalhes estão disponíveis nos trabalhos [12] e [19].

Como os dados simulados para o perfil PCH estão em vazão (m³/s), a seguinte fórmula é utilizada para a obtenção da geração das usinas (MW_{médio}).

$$G_t(Vz) = \min\{POT, Vz_t g D_{\text{água}} r H\}. \quad (9.1)$$

Sendo: G_t a geração do período t , em MW_{médio}; $POT = 30MW$ a potência da usina; Vz_t a vazão simulada no período t , em m³/s; g a aceleração da gravidade, em m/s²; $D_{\text{água}}$ a densidade da água, em kg/m³; r o rendimento da

⁴ VARX é um modelo estatístico de estimação de séries temporais para a simulação de dados futuros de realização das variáveis aleatórias dessas séries. É baseado em auto regressão, ou seja, estima-se a probabilidade de uma dada realização da v.a. ocorrer dado o que ocorreu no passado levando em conta ainda a variância observada da v.a. em cada mês do ano.

⁵ Os dados de ENAs são fornecidos pelo operador do sistema e informam a energia total gerada pelas usinas situadas em um determinado subsistema, dada a vazão de afluência daquele subsistema a cada período.

turbina (considerado igual a 86%) e, finalmente, H a altura da barragem, considerada igual a 30 m.

Para os dados de geração eólica basta multiplicar o dado simulado em FC (fator de capacidade) pela potência do parque gerador eólico, considerado igual a 30 MW.

Por carência de dados históricos de mais usinas, fomos forçados a gerar simultaneamente, a simulação de 10 conjuntos de dados para cada um dos recursos renováveis disponíveis (uma série de vento e uma de vazão). Isso nos possibilitou considerar cada um dos conjuntos como sendo uma usina diferente, de forma que elas diferem entre si (para o mesmo recurso) apenas nos resíduos. Consideramos, portanto, que essa simulação nos forneceu dados suficientes para produzirmos estudos com até 10 usinas PCHs e 10 parques eólicos.

Os dados de cinco usinas de biomassa foram obtidos através da produção de 2000 cenários considerados como determinísticos para cada uma delas, porém, com pequenas variações entre cada usina de biomassa, sem que o perfil de geração característico de fontes desse tipo, da região Sudeste, apresentado na seção 3.3, fosse comprometido.

Importante lembrar que valem para os experimentos as considerações colocadas na seção 5.2 e ressaltar ainda que o seguinte conjunto de dados e parâmetros é comum a todos os estudos:

- i. horizonte de 12 meses;
- ii. a venda da energia é sempre feita através de um contrato de quantidade flat a preço $P = 100R\$/MWh$, conforme considerado no item (i) da seção 5.2;
- iii. dados simulados de geração de energia elétrica e PLD contendo 2000 cenários dentro do horizonte dos estudos;
- iv. equivalente certo considerado como o apresentado em (4.10) e (4.11), com fator $\lambda = 90\%$ e $\alpha = 95\%$;
- v. fator de desconto $K = 0\%$ a.m.;
- vi. perdas na transmissão iguais a 3%;
- vii. o lastro do fundo foi considerado sempre como de 1 MWmédio e os lastros dos n jogadores foram considerados sempre de mesmo tamanho, ou seja, igual a $1/n$ (MWmédio);

- viii. Gap de convergência (ε) de R\$ 10,00 para a função objetivo do algoritmo de reparto via técnica de decomposição de Benders.

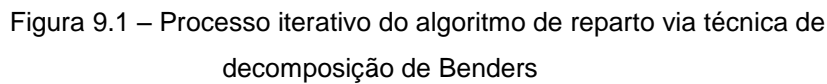
9.1

Experimento 1: estudo didático do método de reparto via Benders

O algoritmo via plano de cortes foi executado para o mesmo conjunto de dados do exemplo apresentado no final da seção 7.1. Com o intuito de explorar melhor as características desse algoritmo os resultados de cada uma de suas iterações, até que se chegasse à solução de reparto ótimo, foram armazenados. Os resultados dessa análise estão dispostos na Tabela 9.1, bem como na Figura 9.1, de forma gráfica.

Tabela 9.1 – Cortes gerados pelo algoritmo de solução de reparto via técnica de decomposição de Benders até a sua convergência

Iteração (Corte)	x_{PCH}	x_{BIO}	x_{EOL}	Coalizão de menor vantagem	Valor da Vantagem (R\$)
1	36,68%	28,98%	34,34%	{BIO,EOL}	-24.433
2	20,48%	45,18%	34,34%	{PCH,EOL}	-58.149
3	25,07%	28,98%	45,95%	{PCH,BIO}	-37.608
4	29,54%	33,45%	37,01%	{EOL}	19.660
5	28,39%	34,02%	37,59%	{PCH,BIO}	23.861
6	28,39%	34,02%	37,59%	{EOL}	23.862



Analisando a Tabela 9.1 conjuntamente com a Figura 9.1, nota-se que o algoritmo encontrou uma solução onde, inicialmente, buscou satisfazer as restrições de ganhos individuais, o que vai de acordo com (8.8). Com essa solução de reparto, o problema de segundo nível apontou a coalizão $\{BIO, EOL\}$ como sendo a de menor vantagem e este corte foi inserido no problema (Corte 1 da Figura 9.1), o que forçou o algoritmo a encontrar, na iteração 2, um ponto onde o novo corte fosse também satisfeito. Ainda nessa segunda iteração, a nova solução não satisfaz a restrição de ganho da coalizão $\{PCH, EOL\}$, e o algoritmo inseriu este segundo corte no conjunto de restrições do problema. Na iteração 3, foi encontrada uma solução que fornece um ponto equidistante entre os cortes 1 e 2. Pelo fato do corte 2 ser paralelo à restrição de ganho individual do perfil biomassa, temos uma região de solução degenerada em relação a esse corte, o que fez com que o algoritmo encontrasse o ponto que justamente iguala a distância (vantagem) em relação às fronteiras de ganhos das duas coalizões até então consideradas como restrições, $\{BIO, EOL\}$ e $\{PCH, EOL\}$. Após a terceira iteração, a restrição (ou o corte) de ganho da coalizão $\{PCH, BIO\}$ é finalmente inserida e as soluções seguintes passaram a pertencer ao núcleo do jogo até o algoritmo convergir após duas outras iterações.

Vale a pena comparar a solução da técnica de reparto via enumeração pelo método de Nucléolos, da seção 7.1 com a solução via técnica de Benders, que também usa o mesmo método, já que os dados são os mesmos. A Tabela 9.2 e a Figura 9.2 tratam da comparação entre essas soluções.

Tabela 9.2 – Comparação das soluções do método Nucléolos por técnica por enumeração e por Benders

s	Vantagem Enumeração (R\$)	Vantagem Benders (R\$)
{PCH}	70.754	58.148
{BIO}	24.432	37.037
{EOL}	23.862	23.862
{PCH,BIO}	23.862	23.862
{PCH,EOL}	36.468	23.862
{BIO,EOL}	23.863	36.467
Menor vantagem:	23.862,00	23.862,00

A análise da Tabela 9.2, permite dizer que as duas técnicas, via enumeração e via plano de cortes encontraram o mesmo valor absoluto de menor vantagem, R\$23.862,00. Esse resultado indica que as coalizões mais restritivas neste experimento são as coalizões {EOL} e {PCH,BIO}, pois em ambos os experimentos são detentoras da menor vantagem (em igual valor). A análise ainda ajuda a concluir que a principal diferença observada entre as duas técnicas está no fato de que a solução de menor vantagem encontrada via Benders é mais equilibrada em relação às demais coalizões, principalmente entre a PCH e a Biomassa. Enquanto que a primeira técnica garante muito mais vantagem para a PCH do que para os outros dois perfis individuais, a técnica via Benders equalizou essa discrepância. Na Figura 9.2, as duas soluções são comparadas.

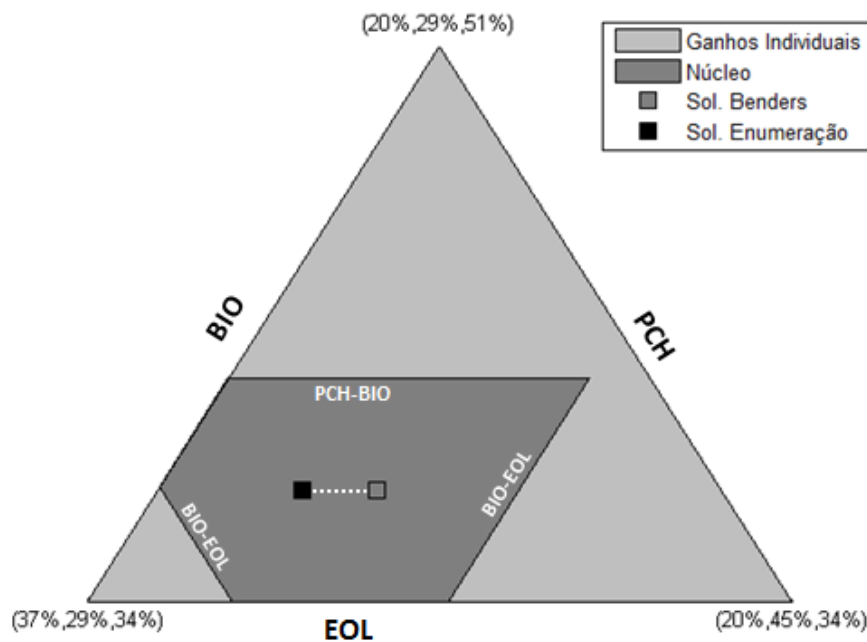


Figura 9.2 – Comparação das soluções de reparto para o método Nucléolos pelas técnicas via enumeração e via Benders

Repare que existe uma região de soluções degeneradas, compreendida pela linha branca pontilhada, que liga os dois pontos que representam as soluções, na Figura 9.2. Qualquer ponto em cima desta linha branca equidista das fronteiras das regiões de vantagem positiva das coalizões {PCH, BIO} e {EOL}. Porém, a solução via enumeração fica mais próxima à fronteira da Biomassa (coalizões {BIO}, {PCH, BIO} e {BIO, EOL} com vantagem de R\$ 24.432, R\$ 23.862 e R\$ 23.863, respectivamente) e longe da fronteira da {PCH}, o que reforça os valores de reparto de R\$ 24.432 para a {BIO} e R\$ 70.754 para a {PCH} da Tabela 9.4. Já solução com a técnica via Benders se manteve mais próxima ao centro da região de ganhos individuais (triângulo externo), e se mostrou, portanto, mais equilibrada em termos de distância, das regiões {BIO}, {BIO, EOL} e {PCH} (com alocações de R\$ 37.037, R\$ 36.467 e R\$ 58.148, respectivamente). A formulação utilizada não garante a ocorrência de tal fato. Nesse sentido, a possibilidade de um procedimento pós-otimização que busque esse equilíbrio fica como proposta de melhoria para o modelo.

9.2

Experimento 2: comparação entre o método de solução de reparto via enumeração de coalizões e via técnica de decomposição de Benders através da criação de diferentes instâncias do problema

Nesse experimento, são contrastados o tempo computacional de execução de dois modelos: (i) o modelo que calcula o reparto das quotas via Nucléolos, através do cálculo enumerável de todas as subcoalizões do problema (disposto na seção 6.6) e (ii) o modelo de reparto apresentado na seção 8.1, também resolvido via Nucléolos, porém construído através do algoritmo iterativo baseado na técnica de decomposição de Benders. Para tanto, os dois métodos foram aplicados em diversas instâncias do problema, aumentando-se, gradativamente, o número de jogadores até que o tempo de solução do primeiro método fosse considerado impraticável, tornando-se o fator limitante do problema. Já para o algoritmo baseado em Benders, o tempo computacional gasto apenas na solução do problema de segundo nível é o fator relevante na perseguição da solução ótima. A Tabela 9.3 mostra os resultados do experimento.

Tabela 9.3 – Comparação entre o método de reparto por enumeração de coalizões e pelo algoritmo que utiliza técnica de decomposição Benders

Instância (Nº de agentes)	Nº de coalizões $2^n - 1$	EC do Fundo $v(1)$ (R\$)	Método via Lastro	Método por Enumeração		Método via Benders		
			Menor Vantagem (R\$)	Menor Vantagem (R\$)	Tempo	Nº de cortes	Menor Vantagem (R\$)	Tempo
3	7	734.556	- 7.380	23.862	1 s	6	23.861	5 s
4	15	690.142	-33.312	10.632	2 s	7	10.632	6 s
5	31	707.127	-18.695	3.315	4 s	12	3.314	9 s
6	63	738.109	-15.905	2.014	9 s	12	2.015	9 s
7	127	717.067	-26.222	3.005	21 s	17	3.004	16 s
8	255	720.954	-21.002	1.389	49 s	28	1.388	28 s
9	511	739.188	-18.623	948	2:05 m	25	947	26 s
10	1.023	725.873	-23.419	1.040	5:05 m	31	1.040	37 s
11	2.047	729.119	-22.381	933	18:07 m	37	932	46 s
12	4.095	742.345	-19.996	714	1:01:31 h	41	713	1:07 m
13	8.191	732.201	-23.921	974	3:42:54 h	55	974	1:47 m
14	16.383	732.092	N.D.	N.D.	> 5h	63	574	2:02 m

Conforme esperado, o algoritmo via enumeração de todas as possíveis coalizões é rapidamente ultrapassado pelo algoritmo via técnica de decomposição de Benders, com resultados expressivos em termos de tempo computacional quando se aumenta o número de jogadores. Com 14 jogadores o primeiro algoritmo foi interrompido no meio da execução após bem mais de 5h, tendo sido considerado impraticável, posto que o segundo algoritmo retornou a solução ótima, dentro do núcleo (menor vantagem positiva), em apenas 2 minutos. Repare ainda que o valor de referência da função objetivo (menor vantagem) é tido como o do primeiro algoritmo, que calcula o valor de todas as coalizões, mas que a diferença nas soluções entre os dois métodos está dentro do gap estipulado ($\epsilon = R\$10$). Adicionalmente, o reparto por Lastro trouxe sempre soluções fora do núcleo, já que a menor vantagem por lastro (dentre todas as possíveis coalizões) é sempre positiva.

A Tabela 9.4 exhibe os resultados da instância de 13 jogadores de lastro $l_i = \frac{1}{13}$ (7,7% do lastro do fundo de 1 MW médio e $EC_{fundo} = R\$ 732.201,00$).

Tabela 9.4 – Reparto e alocações do método Nucléolos por técnica por enumeração e por Benders – instância de 13 jogadores

Jogador	Método Nucléolos via Enumeração		Método Nucléolos via Benders	
	Reparto (%)	Alocação (R\$)	Reparto (%)	Alocação (R\$)
1	6,21%	45.442	6,17%	45.198
2	7,96%	58.295	7,93%	58.033
3	9,42%	68.953	9,45%	69.197
4	5,98%	43.798	6,01%	44.026
5	8,03%	58.775	7,98%	58.433
6	9,37%	68.571	9,38%	68.685
7	6,03%	44.151	6,07%	44.457
8	7,93%	58.058	7,89%	57.751
9	9,41%	68.873	9,41%	68.873
10	6,11%	44.703	6,15%	45.009
11	8,03%	58.789	8,01%	58.648
12	9,39%	68.731	9,38%	68.687
13	6,15%	45.062	6,17%	45.203
Total:	100,00%	732.201,00	100,00%	732.201,00

9.3

Experimento 3: comparação entre o método de solução de reparto via enumeração de coalizões e via técnica de decomposição de Benders com diferentes instâncias do problema

Esse último experimento estressa o método de solução através do algoritmo de Benders para verificar se o mesmo se mantém estável, em termos de tempo computacional, para um número razoavelmente grande de jogadores. A Tabela 9.5 apresenta os resultados do experimento.

Tabela 9.5 – Teste de estresse do método de reparto pelo algoritmo que utiliza técnica de decomposição Benders

Instância (Nº de agentes)	Nº de coalizões $2^n - 1$	EC do Fundo $v(1)$ (R\$)	Método Nucléolos via Benders		
			Nº de cortes	Menor Vantagem (R\$)	Tempo
15	32.767	741.159	65	477	2:13 m
16	65.535	733.052	62	540	2:32 m
17	131.071	741.260	88	482	4:11 m
18	262.143	747.358	59	370	2:34 m
19	524.287	740.217	111	334	6:33 m
20	1.048.575	746.310	66	237	3:28 m
21	2.097.151	751.550	80	308	5:25 m
22	4.194.303	745.009	95	328	7:51 m
23	8.388.607	749.113	116	143	9:47 m
24	16.777.215	752.804	90	102	5:35 m
25	33.554.431	747.993	132	182	12:35 m

A análise da Tabela 9.5 sustenta que o algoritmo desenvolvido atende todas as expectativas, dado que resolveu a questão da intratabilidade do problema de reparto ótimo das quotas do fundo e viabilizou uma análise consistente de um fundo com 25 jogadores em pouco mais de 12 minutos apenas.

Por fim, a Tabela 9.6 exibe o reparto e a alocação para a instância de 25 jogadores, na qual o lastro de cada jogador é $l_i = \frac{1}{25}$, ou 4% do lastro do fundo de 1 MW médio, que possui $EC_{fundo} = R\$ 747.993,00$.

Tabela 9.6 – Reparto e alocações do método Nucléolos por técnica de decomposição de Benders – instância de 25 jogadores

Jogador	Método Nucléolos via Benders	
	Reparto (%)	Alocação (R\$)
1	3,24%	24.257
2	4,31%	32.253
3	4,53%	33.891
4	3,15%	23.577
5	4,33%	32.406
6	4,54%	33.964
7	3,18%	23.801
8	4,27%	31.961
9	4,55%	34.042
10	3,17%	23.736
11	4,53%	33.884
12	4,53%	33.880
13	3,21%	24.025
14	4,08%	30.502
15	4,53%	33.905
16	3,17%	23.700
17	4,47%	33.429
18	4,47%	33.398
19	3,22%	24.080
20	4,53%	33.903
21	4,52%	33.813
22	3,17%	23.731
23	4,48%	33.517
24	4,53%	33.891
25	3,27%	24.447
Total:	100,00%	747.993,00

10 Conclusão

Nesta dissertação uma abordagem de teoria dos jogos cooperativos foi utilizada para estudar um fundo de energia renovável. Três métodos de reparto das quotas financeiras do fundo foram analisados: reparto por lastro, valor Shapley e nucléolos. A proposta do trabalho é apresentar um novo modelo de comercialização de energia renovável no ambiente de contratação livre do setor elétrico de tal maneira a incentivar a entrada das três principais fontes renováveis de energia do Brasil neste ambiente de contratação.

Foi levantado que apesar dos esforços do governo para incentivar as fontes renováveis no país, a intermitência na geração da energia das fontes renováveis e a incerteza no valor do preço de curto prazo da energia deixam os produtores altamente expostos a riscos e acabam criando uma visão inapropriada do fluxo de caixa. O novo modelo proposto é capaz de reduzir consideravelmente esses riscos inerentes à comercialização de energia proveniente de tais fontes no ACL através do aproveitamento inteligente da sinergia existente entre as fontes, fruto da complementariedade dos seus perfis sazonais de geração. Nesse contexto, a abordagem por teoria dos jogos cooperativos, aliado ao uso de programação estocástica e às devidas medidas de aversão a risco se mostrou apropriada, dado o elevado grau de incerteza característico do problema de comercialização de energia no ACL. Ainda, a utilização de dados realistas do sistema elétrico brasileiro, com cenários simulados de geração elétrica correlacionados com o PLD, teve importante participação na captura do efeito sinérgico do modelo proposto.

No trabalho também ficou exposta a questão da intratabilidade do problema a medida que o número de participantes do fundo aumenta. Essa questão foi resolvida com um algoritmo baseado na técnica de decomposição de Benders para problemas de programação linear inteira mista e experimentos computacionais foram realizados para evidenciar os benefícios desse algoritmo.

10.1

Trabalhos Futuros

Como futuras pesquisas, podem ser destacadas algumas possibilidades. Primeiramente, seria interessante aprofundar as pesquisas em algoritmos que proporcionem melhora nos tempos computacionais de outros critérios de reparto para um grande número de jogadores, principalmente para um método Nucléolos Proporcional, que levaria em conta a vantagem percentual dos jogadores, diferentemente do método Nucléolos, que considera a vantagem absoluta. Para esse caso, uma não linearidade deve ser tratada para possibilitar a criação de um modelo baseado na técnica de decomposição de Benders.

Ainda, uma opção seria aperfeiçoar a técnica baseada em decomposição de Benders, para o método Nucléolos, com um método pós-otimização que permite que todas as coalizões individuais possam ter os ganhos maximizados, da menor para a maior, provendo soluções mais equitativas entre os participantes.

Outra possibilidade é explorar a garantia da existência do núcleo do problema, visto que a Tabela 9.5 deixa evidente que o valor da menor vantagem tende a se reduzir sempre que o número de jogadores cresce. Esse fato induz a concluir que quanto maior o número de jogadores do fundo, menor é o conjunto de soluções que define o núcleo. O questionamento consequente é se é garantida a existência do núcleo para o problema. Futuras pesquisas podem ser feitas nesse sentido e pode ser desenvolvido um modelo de fundo seletivo, que define o lastro ótimo de seus jogadores de forma a criar um fundo onde o núcleo do jogo cooperativo sempre exista.

Por fim, podem ser realizadas pesquisas com o objetivo de criar um Mecanismo de Realocação de Diferenças Renovável (MRD-Renovável), que reparte os excedentes e déficit das liquidações na CCEE entre os participantes. Um trabalho com esse escopo será apresentado em [55].

- [1] ITAIPU BINACIONAL. **Jornal Itaipu Eletrônico**. Disponível em:
<http://jie.itaipu.gov.br/print_node.php?secao=turbinadas1&nid=8168>.
Acesso em: jan. 2013.
- [2] STREET, A.; BARROSO, L. A.; FLACH, B. C. AND PEREIRA, M. V. Risk Constrained Portfolio Selection of Renewable Sources in Hydrothermal Electricity Markets. In: **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 24, no. 3, pp. 1136-1144, 2009.]
- [3] CCEE, **15º Leilão de Energia Nova**, 14 de dezembro de 2012, São Paulo. Disponível em: <http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/o-que-fazemos/produtos/servicos_leiloes>. Acesso em fev. 2013.
- [4] STREET, A.; LIMA, D.; FÂNZERES, B. Novos Negócios e Pesquisa em Produção de Energia Eólica no Brasil. Em: **Jornal Valor Econômico**, 11 nov. 2011.
- [5] ANEEL - AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Apresenta características e atribuições inerentes a Agência Nacional de Energia Elétrica. Disponível em:
<<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=636&idPerfil=3>>. Acesso em jan. 2013.
- [6] ANEEL – AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - Resolução Normativa ANEEL Nº 5163, de 30 de julho de 2004.
- [7] CCEE – CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. Disponível em: <<http://www.ccee.org.br>> .
- [8] STREET, A.; BARROSO, L. A.; GRANVILLE, S. AND PEREIRA, M. V.. Bidding strategy under uncertainty for risk-averse generator companies in a long-term forward contract auction. In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting 2009**, pp. 1-8, Jul. 2009.

- [9] PEREIRA, M.V. BARROSO, L.A. ROSENBLATT, J., Supply Adequacy in the Brazilian Power Market, In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting**, 2004.
- [10] STREET, A.. **Estratégia de Oferta de Geradoras em Leilões de Contratação de Energia**, Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2004.
- [11] FREIRE, L.; STREET, A.; AND LIMA, D. A.. Sharing Quotas of a Renewable Energy Hedge Pool: A Cooperative Game Theory Approach. In: **IEEE PES Trondheim PowerTech 2011**, Jul. 2011.
- [12] FANZERES, B.; STREET, A.; LIMA, D. A.; VEIGA, A.; FREIRE, L.; e AMARAL, B.. Fostering Wind Power Penetration into the Brazilian Forward-Contract Market. In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting 2012**, San Diego, California, Estados Unidos da América.
- [13] ANEEL – AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Resolução Normativa ANEEL N° 5.025, 30 de março de 2004.
- [14] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Plano decenal de expansão de energia 2020. Disponível em:
<http://www.epe.gov.br/PDEE/20111229_1.pdf>. Acesso em 6 jan. 2013.
- [15] ANEEL – AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - Resolução Normativa ANEEL N° 77, de 18 de agosto de 2004.
- [16] TORRES, R. **Avaliação de portfólios de contratos de compra e venda de energia elétrica: Uma abordagem pela teoria de opções**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica, 2006.
- [17] BARROSO, L. A.; STREET, A.; FLACH, B. and PEREIRA, M. V.. Offering Strategies and Simulation of Multi-Item Iterative Auctions of Energy Contracts. **IEEE Transactions on Power Systems**. Aceito para publicação em 2011.
- [18] HUANG, X. Portfolio selection with a new definition of risk. In: **European Journal of Operational Research**, vol. 186, pp.351-357, 2008.
- [19] STREET, A.; MOREIRA, A.; VEIGA, A.; FANZERES, B.; LIMA, D. A. e FREIRE, L.. Simulação da Geração de Usinas Renováveis Coerentes com os Cenários de Operação do Sistema Elétrico Brasileiro. Resumo aceito em: **XXII SNPTEE 2013**, Brasília, Brasil, 2013.

- [20] SUIJS, J.; BORM, P., Stochastic cooperative games: Superadditivity, convexity, and certainty equivalents, **Games and Economic Behavior**, v. 27, no. 2, pp. 331-345, maio de 1999.
- [21] FARIA, E.T.. **Aplicação de Teoria dos Jogos à Repartição da Energia Firme de um Sistema Hidrelétrico**, Rio de Janeiro, 2004. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-Rio.
- [22] BONNANS, J.F. and ANDRÉ, M.. **Fast computation of the leastcore and prenucleolus of cooperative games**. Rapport de Recherche n°5956, Institut National de Recherche en Informatique Et En Automatique. France, Juilliet 2006.
- [23] DRECHSEL, J. and KIMMS, A.. **Computing Core Cost Allocations for Cooperative Procurement**. Mercator School of Management, Universität Duisburg Essen, Internal Report, Germany, June 2007.
- [24] BENDERS, J.F.. **Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems**, 1962.
- [25] BEZERRA, B., BARROSO, L. A., GRANVILLE, S., GUIMARÃES, A., STREET, A., PEREIRA, M. V.. Energy Call Options Auctions for Generation Adequacy in Brazil. In: **IEEE PES General Meeting**, Montreal, Quebec, Canada, July 2006.
- [26] BARROSO, L. A., STREET, A., GRANVILLE, S., BEZERRA, B.. Bidding Strategies in Auctions for Long-Term Electricity Supply Contracts for New Capacity. In: **IEEE PES General Meeting 2008**, pp. 1-8, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, July 2008.
- [27] PEREIRA, M. V., BARROSO, L. A., and ROSENBLATT, J.. Supply adequacy in the Brazilian power market. In: **Proceedings of the IEEE General Meeting**, Denver, USA, 2004.
- [28] TIAGO FILHO, Geraldo & NOGUEIRA, Fabio. **As Novas Diretrizes da Aneel para o Enquadramento das Pequenas Centrais Hidrelétricas**. Universidade Federal de Itajubá. Itajubá: [s.e.], 2005.
- [29] BRASIL ECONÔMICO. Disponível em:
<http://www.brasileconomico.com.br/noticias/capacidade-instalada-no-brasil-chega-a-1171-mil-megawatts_113415.html>. Acesso em jan. 2013.
- [30] GWEC. Global installed wind power capacity 2008/2009. Disponível em:
<<http://www.gwec.net>>. Acesso em dez. 2012.

- [31] BRAZIL WIND POWER 2013 – Conference & Exhibition – 2013, Rio de Janeiro. Disponível em: < <http://www.brazilwindpower.org>>. Acesso em jan. 2013.
- [32] CEPEL – ELETROBRÁS – **Atlas Do Potencial Eólico Brasileiro**, 2010.
- [33] NOGUEIRA, L. L. A. H. ; WALTER, A. C. S.. **Experiências de Geração de Energia Elétrica A Partir de Biomassa No Brasil**: Aspectos Técnicos e Econômicos. In: Reunión Regional sobre Geración de Eletricidad a partir de Biomassa, 1995. Anais da Reunión Regional sobre Geración de Eletricidad a partir de Biomassa. Montevideu, 1995. v. 1. p. 128-138.
- [34] SHAPIRO, A.; DENTCHEVA, D.; RUSZCZYŃSKI, A.. Lectures on stochastic programming: Modeling and theory. MPS/SIAM Series on Optimization. 9. Philadelphia: **Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM)**. pp. xvi+436. 2009.
- [35] STREET, A.. **On the Conditional Value-at-Risk probability-dependent utility function**. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2010.
- [36] ARTZNER, P.; DELBAEN, F.; EBER, J-M AND HEATH, D.. **Coherent measures of risk**. Mathematical Finance, (3), 203-228, 1999.
- [37] JORION, P. **Value at Risk. A nova fonte de referência para o controle de risco de Mercado**. São Paulo, Bolsa de Mercadorias & Futuros, 1998.
- [38] ROCKAFELLAR, R. T. AND URYASEV, S. P.. Optimization of Conditional value at risk. **The journal of risk**, vol. 2, No 3, pp. 21-41, 2000.
- [39] NAZARETH, J.L.. **An Optimization Primer: On Models, Algorithms, and Duality**, Ed. Springer, 2004.
- [40] NASH, JF.. Equilibrium Points in N-person Games, **Proceedings of the National Academy of Sciences** 36, 36: pp. 48–9. 1950.
- [41] NASH, J.F.. The Bargaining Problem, **Econometrica**, 18: 155–62, 1950.
- [42] NASH, J.F.. Non-cooperative Games, **Annals of Mathematics**, 54: pp. 286–95[7], 1951.
- [43] NASH, J.F.. Two-person Cooperative Games, **Econometrica**, 21: pp. 128–40, 1953.
- [44] RAY, D.. **A Game-Theoretic Perspective on Coalition Formation**, Oxford University Press Inc., New York, 2007.

- [45] PARETO, V.. **Cours d'Économie Politique**. 1897.
- [46] PARETO, V.. Giornale degli Economisti, Anexo do livro **Manuale di Economia Política**. 1906.
- [47] NEUMANN, J.V., MORGENSTERN, O. **Theory of Games and Economic Behaviour**. Princeton Press, 1947.
- [48] MATOS, M. C. P.; FERREIRA, M. A. M.. Teoria de jogos: Jogos de n-jogadores. **Revista Educação e Matemática**, 80. Novembro/Dezembro de 2004, Portugal.
- [49] SHAPLEY, L.S.. A Value for n-person Games. In: Contributions to the Theory of Games, volume II, by H.W. Kuhn and A.W. Tucker, editors. **Annals of Mathematical Studies**, v. 28, pp. 307–317. Princeton University Press, 1953.
- [50] CALVO, M. M.; RODRIGUEZ, E. S.. **TUGlab Transferable utility game theory Matlab toolboxes**. Universidade de Vigo, Espanha, 2005.
- [51] BOYD, S.; VANDENBERGHE, L.. **Convex Optimization**, Cambridge University Press, 2004.
- [52] XPRESS, versão 7.2. FICO™ Xpress Optimization Suite. Disponível em: <<http://www.fico.com/en/Products/DMTools/Pages/FICO-Xpress-Optimization-Suite.aspx>>.
- [53] MACEIRA, M.E.P; DUARTE, V.S.; PENNA, D.D.J.; MORAES, L.A.M. and MELO, A.C.G.. Ten Years Of Application Of Stochastic Dual Dynamic Programming In Official And Agent Studies In Brazil – Description Of The Newave Program. In: **16th PSCC**, Glasgow, Scotland, July 14-18, 2008.
- [54] PEREIRA, M.V. and PINTO, L.M.. Multi-Stage Stochastic Optimization Applied to energy Planning. In: **Mathematical Programming**, vol. 52, no. 1-3, pp. 359-375, 1991.
- [55] STREET, A.; FANZERES, B.; LIMA, D. A., GARCIA, J., FREIRE, L. and RAJAGOPAL, R.. Mecanismo de Realocação de Energia Renovável: Uma Nova Proposta para Fontes Alternativas. Resumo aceito em: **XXII SNPTEE 2013**, Brasília, Brasil, 2013.