

Universidade Federal do Maranhão – UFMA
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas – CCET
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade – PPGEE

***Ferramenta de Auxílio na Formação de Estratégias de
Oferta em Leilões de Longo Prazo de Energia Elétrica***

Sergio Augusto Trovão Santos

Maio/2012
São Luís - MA

Sergio Augusto Trovão Santos

***Ferramenta de Auxílio na Formação de Estratégias de
Oferta em Leilões de Longo Prazo de Energia Elétrica***

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação de Engenharia
de Eletricidade da UFMA como parte do
requisito para obtenção do grau de Mestre
em Engenharia Elétrica.

Orientador: Osvaldo Ronald Saavedra

Doutor em Engenharia Elétrica - UFMA

Maio/2012
São Luís – MA

Santos, Sergio Augusto Trovão.

Ferramenta de auxílio na formação de estratégias de oferta em leilões de longo prazo de energia elétrica /Sergio Augusto Trovão Santos – São Luís, 2012.

132 f.

Impresso por computador (fotocópia).

Orientador: Osvaldo R. Saavedra.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Maranhão, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade, 2012.

1. Energia Elétrica - Mercado - Comercialização. 2. Inteligência computacional. 3. Computação evolutiva. I. Título.

CDU 621.311

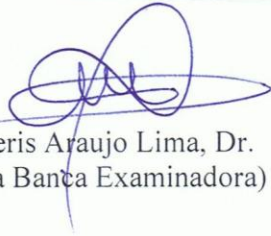
FERRAMENTA DE AUXÍLIO NA FORMAÇÃO DE ESTRATÉGIAS DE OFERTA EM LEILÕES DE LONGO PRAZO DE ENERGIA ELÉTRICA

Sérgio Augusto Trovão Santos

Dissertação aprovada em 04 de maio de 2012.



Prof. Osvaldo Ronald Saavedra Mendez, Dr.
(Orientador)



Prof. Delberis Araujo Lima, Dr.
(Membro da Banca Examinadora)



Prof. Vicente Leonardo Paucar Casas, Dr.
(Membro da Banca Examinadora)

AGRADECIMENTOS

À Deus pelo seu infinito amor e graça, e por me conceder saúde e fé para realização deste trabalho.

A minha Família, sempre presente. Pelo amor, apoio e voto de confiança.

Ao Prof. Dr. Osvaldo R. Saavedra pela orientação, compreensão, paciência e confiança em minha capacidade.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, em especial, ao grupo de professores de Sistemas de Potência: Prof. Dr. Leonardo Paucar, Prof. Dr. José E. Onoda Pessanha e Profa. Dr. Maria da Guia da Silva pelas contribuições e oportunidade de participação neste programa.

Aos inúmeros companheiros de laboratório que tive o prazer de conviver: Alan, Alex, Yuri, Portugal, Carlos Cesar, Eduardo, Carlos, Newton, Gabriel, Cláudio, Igor, Sidney, Sâmila, Leal, Jamerson, Allas, Jéssica, Soraia. Obrigado pelos ensinamentos, horas de descontração e amizade.

A minha querida Elizabeth, pelo carinho, incentivo, ajuda e paciência.

Ao CNPQ (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pelo incentivo financeiro.

Enfim, a todos que, direta ou indiretamente, estiveram presentes e contribuíram ao longo desta longa caminhada, OBRIGADO!

RESUMO

Este trabalho apresenta uma ferramenta de auxílio e suporte à tomada de decisões na formação de estratégias de oferta para agentes geradores (GENCOS) participantes de leilões de eletricidade de longo-prazo. A ferramenta é baseada em técnicas inteligentes para a otimização da Função de Utilidade proposta “média-risco”. O objetivo é encontrar a Estratégia Ótima que maximize o retorno esperado da GENCO e, simultaneamente, minimize os riscos relacionados às incertezas no montante de energia produzida e no preço spot, modelados por duas métricas clássicas de risco: a Variância (teoria dos portfólios) e o Valor em Risco (VaR). A abordagem proposta é aplicada ao mercado brasileiro de eletricidade, especificamente, ao ambiente de Leilões de Energia Existente na categoria Quantidade de Energia, tais quais os leilões aplicados pelo órgão regulador brasileiro para compra e venda de energia no mercado regulado. Sugere-se aqui a formação de uma Curva de Oferta que relacione a quantidade de energia ótima para diferentes preços de oferta. E, deste modo, permita a GENCO definir qual o melhor lance (oferta) para dado preço de oferta durante o processo do leilão. Para a avaliação da abordagem foram utilizados três casos testes: O primeiro considera cenários de geração física e preço de energia a fim de avaliar a estratégia de oferta e a percepção ao risco de contratação da GENCO quanto à variação de tais cenários; o segundo, considera um sistema em cascata onde é possível observar o efeito do Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) sobre a oferta das GENCOS; e o terceiro considera o subsistema nordeste brasileiro onde a curva de oferta é formada para o portfólio de usinas pertencentes à empresa CHESF. Os resultados demonstram como a oferta de energia pode ser alterada de acordo com cenários de oferta gerados e comprovam a eficiência da meta-heurística proposta para otimização do modelo de oferta.

Palavras-chave: Mercados de Energia Elétrica, Comercialização de Energia Elétrica, Leilões de Energia, Estratégias de Oferta, Gerenciamento de Riscos, Otimização Numérica, Inteligência Computacional, Computação Evolutiva e Inteligência Coletiva.

ABSTRACT

This work provides a framework to obtain the optimal bidding strategy for a GENCO in long-term electricity auction. The tool is based on intelligent techniques for optimizing the proposed Utility Function. The goal is to find the optimal strategy that maximizes the expected payoff of GENCO and simultaneously minimize the risks. The risks are modeled by two classical metrics: the Variance (Portfolio Theory) and Value at Risk (VaR). The proposed methodology is applied to auctions for long-term forward contracts, such that used in the Brazilian power system for buying and selling energy in the regulated market. The Bidding Strategy is formed through a Supply Curve which relates the optimal amount of energy to different offer prices. Thus, it allows the GENCO define the best bid (offer) for a given offer price. The proposed approach is validated for three test cases: First, concerning the variation of generation and price of energy scenarios for evaluation of the bidding strategy and the GENCOS risk perception; The second, consider a cascade hydro-term system for evaluation of MRE; and The third, considers the northeastern Brazilian subsystem where the supply curve is formed for the CHESF company's power plants portfolio. The results show how the offer may be changed according the variation of the spot prices and physical generation and demonstrate the efficacy of meta-heuristics proposed to optimize the supply model.

Keywords: Electricity Markets, Electrical Energy Trade, Electricity Auctions, Bidding Strategy, Risk Manager, Numerical Optimization, Intelligence Computation, Evolutionary Computation, Swarm Intelligence.

SUMÁRIO

ÍNDICE DE TABELAS	xi
--------------------------------	-----------

ÍNDICE DE FIGURAS	xiii
--------------------------------	-------------

1	Introdução	1
1.1	Contexto	1
1.2	Estratégias de Oferta	3
1.2.1	Literatura relacionada	4
1.3	Objetivos	7
1.4	Estrutura do Trabalho	8
2	O Setor Elétrico e Comercialização de Energia	9
2.1	A reestruturação do setor elétrico	9
2.1.1	Modelos de Mercado	10
2.1.2	Exemplos da Reestruturação pelo Mundo	12
2.1.3	Comentários e literatura relacionada	16
2.2	Os Leilões de Energia Elétrica	17
2.2.1	A Teoria dos Leilões	18
2.2.2	Características dos leilões de energia elétrica	21
2.2.3	Literatura relacionada	23
2.3	O setor elétrico brasileiro e a contratação de energia elétrica	25
2.3.1	Estrutura do Setor	25
2.3.2	A Comercialização de Energia Elétrica	27
2.3.3	Planejamento da operação e a formação do preço da energia	30
2.3.4	Liquidação e Regras de Mercado	36

2.4	Comentários do Capítulo	38
3	Meta-heurísticas para Otimização.....	39
3.1	Introdução.....	39
3.2	Algoritmos Evolutivos	41
3.3	Exame de Partículas	43
3.3.1	A Descrição do Algoritmo.....	44
3.4	Algoritmo Evolutivo Inspirado em Enxames	45
3.4.1	A Descrição do Algoritmo.....	46
3.5	Comentários do Capítulo	51
4	Modelo de Estratégia de Oferta	52
4.1	Introdução.....	52
4.2	Ambiente de negociação – leilões de quantidade de energia	53
4.3	Formulação do Lucro de uma GENCO	56
4.4	Riscos associados à contratação de energia elétrica.....	56
4.4.1	Métricas de Risco	58
4.5	Estratégia Proposta	66
4.5.1	Previsão de Mercado Futuro	66
4.5.2	Maximização da Utilidade Esperada	67
4.5.3	Aplicação do SEA ao problema	69
4.6	Comentários do Capítulo	70
5	Estudos de Caso	71
5.1	Teste A: usina de Três Marias	72
5.1.1	Testes A1 – Variação nos cenários de preço e geração.....	72
5.1.2	Testes A2 – Variação nos preços de mercado spot.....	77
5.1.3	Testes A3 – Cenários de geração de energia	80
5.2	Teste B: <i>Sistema 4 plantas em cascata</i>	81

5.2.1	Simulação do Leilão de Energia	88
5.3	Teste C: Sistema <i>Chesf</i>	90
5.4	Análise e Comentários	95
5.5	Conclusões do Capítulo	98
6	Conclusões	100
6.1	Conclusões da Dissertação	100
6.2	Trabalhos Futuros	103
	Referências Bibliográficas.....	105
	ANEXOS.....	114
A.	DADOS DOS SISTEMAS TESTES.....	115

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2-1 Características dos Leilões.....	19
Tabela 2-2 – Exemplos de modelos de leilões de energia pelo mundo	21
Tabela 2-3 - Comparativo entre modelos de leilões	22
Tabela 2-4 – Dados de Capacidade, Energia Firme e Fator de participação (exemplo de cálculo do MRE)	37
Tabela 2-5 – Exemplo de cálculo do MRE sistema de quatro unidades geradoras..	37
Tabela 4-1 – Possíveis cenários para contratação de energia	57
Tabela 4-2 - Retornos do ativo A1 e A2.....	61
Tabela 5-1 Dados da GENCO – Três Marias	72
Tabela 5-2 :Perfis de preço spot e geração de energia para a GENCO Três Marias .	72
Tabela 5-3 – Valores de receita esperada, risco e utilidades para $\pi = 70$ R\$/MWh	77
Tabela 5-4 – Comparação entre as ofertas A1 e A2 para $\pi = 70$ R\$/MW.....	79
Tabela 5-5 – Resultados para o teste A3 para $\pi = 70$ R\$/MWh.....	81
Tabela 5-6 - Energia assegurada, capacidade máxima e Energia contratada para as GENCOS do Teste B.....	82
Tabela 5-7 – Receita, Risco e utilidade para $\pi = 26.1$	86
Tabela 5-8 - Parâmetros para a simulação do leilão de energia	88
Tabela 5-9 – Resultados FASE -1 Leilão de quantidade de energia	89
Tabela 5-10 – Dados das usinas hidrelétricas – sistema CHESF.....	90
Tabela 5-11 – Receita Espera e Risco para $\pi = 80$ (R\$/MWh)	94
Tabela 5-12 Parâmetros	97
Tabela 5-13 Comparativo entre as metodologias utilizadas para a otimização da utilidade	97
Tabela A-1 Dados da GENCO: Três Marias.....	115
Tabela A-2 - Limites de volume ($10^4 M^3$), vazão ($10^4 M^3/s$), volume inicial ($10^4 M^3$) e coeficiente de produtividade	115

Tabela A-3 Coeficientes de custo e limite de potência para as termelétricas.	115
Tabela A-4 Demanda para o horizonte de 24 meses.	116
Tabela A-5 Vazão incremental($10^4\text{M}^3/\text{s}$)	116
Tabela A-6 Dados Gerais.....	116
Tabela A-7 Produtibilidade.....	117
Tabela A-8 Vazões Incrementais.....	117
Tabela A-9 Coeficientes de Cota de Montante.....	117
Tabela A-10- Coeficientes de Cota de Jusante.....	118

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2-1 – Exemplo do leilão de 1º preço duplo realizado no Nord Pool (Fonte:[36])	22
Figura 2-2 – Estrutura do Setor Elétrico Brasileiro (Fonte: própria)	26
Figura 2-3 - Histograma dos possíveis cenários de produção de G1 (Fonte: Própria).....	28
Figura 2-4 – Relação Custo x Volume Final Armazenado (Fonte: [64])	32
Figura 2-5 – Hierarquia para os modelos de longo, médio e curto prazo (Fonte:[63])	33
Figura 3-1 - Estrutura básica dos AE's	41
Figura 3-2 – Fluxograma básico PSO	45
Figura 3-3 descrição do gene de cada partícula no SEA	46
Figura 3-4 Fluxo básico do SEA	47
Figura 4-1 – Exemplo FASE 1 Leilão de quantidade de energia (Fonte: Própria).	55
Figura 4-2 – Retorno x Risco (Variância)	62
Figura 4-3 – Distribuição de Probabilidades EXEMPLO 3.1	63
Figura 4-4 – Fronteira Eficiente EXEMPLO 3.2	64
Figura 4-5 – Comparação entre a Variância e o VaR.....	64
Figura 4-6 – Estrutura de auxílio para formação de uma estratégia de atuação de uma GENCO.....	66
Figura 5-1 – Frequência dos cenários de preços spot esperados	73
Figura 5-2 – Curvas de Oferta TESTE A.	74
Figura 5-3 - Cenários de receita anual para as diferentes estratégias de oferta ($\pi = 70$ R\$/MWh).....	76
Figura 5-4 – Curvas de Oferta para o teste A2.....	78
Figura 5-5 – Comparação entre as curvas de ofertas obtidos em A1 e A2.	79
Figura 5-6 – Curvas de Oferta para o teste A3.....	80
Figura 5-7 – Configuração do sub-sistema hidráulico Teste B.	82
Figura 5-8 Densidade de probabilidade para o preço spot esperado.....	83
Figura 5-9 Curvas de Oferta para $y=0$ (propensão ao risco) Teste B	83
Figura 5-10 – Curvas de Oferta para o Gerador-1($y=1$)	84
Figura 5-11 – Comparativo Risco v-s Oferta para G1.....	85

Figura 5-12 – Cenários de receita anual para as diferentes estratégias de oferta ($\pi = 26.1$ R\$/MWh).....	86
Figura 5-13 – Comparativo de ofertas considerando o MRE – (Estratégia Variância).....	87
Figura 5-14 – Diagrama Esquemático das usinas hidroelétricas pertencentes ao Sistema Nordeste. Fonte: adaptado de [56]	91
Figura 5-15 Densidade de probabilidade para o preço spot esperado	92
Figura 5-16 Curvas de Oferta (Estratégia Variância)	93
Figura 5-17 – Cenários de receita para $\pi = 80$ (R\$/MWh)	94
Figura 5-18 – Curvas de Oferta. Caso-C (Limites de preço de Oferta para Fase 2)	96

1 Introdução

Neste Capítulo é apresentada a contextualização do trabalho demonstrando a importância do problema abordado, assim como a literatura relacionada à formação de estratégia de oferta em leilões de energia. Além disso, são apresentados os objetivos da pesquisa e a organização do presente trabalho.

1.1 Contexto

A crescente dependência da sociedade por energia elétrica tem motivado uma significativa mudança em termos de capacidade, qualidade e serviços dos agentes participantes desse setor. Nesse contexto, a mitigação do preço final da energia assim como a garantia de suprimento da crescente demanda futura tornam-se protagonistas do atual cenário de negociação e transações em sistemas de energia elétrica.

Tal cenário é fruto do processo de reestruturação dos Sistemas Elétricos, onde os modelos até então “verticalizados” – característicos de sistemas sob o domínio do Estado – deram lugar a modelos descentralizados abrindo espaço à *competição* em setores onde antes não existia. O advento da competição trouxe consigo uma série de novos problemas associados, entre outros, à negociação da energia elétrica, assim como mudanças nas perspectivas e interação entre os agentes do sistema. Com a reestruturação, o mercado tornou-se mais aberto e competitivo, mas também mais complexo, colocando aos intervenientes novos desafios. A *economia* e *rentabilidade* tornaram-se a grande preocupação de cada agente [1][2][3][4].

Neste novo contexto, os leilões de energia surgiram como um dos mecanismos de mercado mais utilizados para a negociação da energia elétrica. Os leilões de eletricidade possuem vasta aplicação em mercados a prazo, popularizados à priori entre os mercados da Europa para negociação em curto prazo (do inglês: “*day-ahead market*”). No Brasil e em outros países sul-americanos como Chile, Peru e Colômbia os modelos de mercados são baseados em leilões de mercados futuros ou de opções. Especificamente no Brasil, onde o sistema é predominantemente hidráulico, com grande capacidade de armazenamento nos reservatórios, os leilões são utilizados para negociações de médio e longo prazo.

Do ponto de vista de geradores de energia, a negociação para a venda de energia elétrica dentro de ambientes competitivos e de informações incompletas, como são os leilões de eletricidade, envolve uma série de aspectos a serem considerados com objetivo maior de *maximização do lucro* e do *gerenciamento dos riscos associados à contratação de energia*. Assim, é essencial o desenvolvimento de ferramentas que permitam realizar simulações, análises de cenários e auxiliem na mitigação dos riscos associados ao problema.

Para escolha mais rentável, tornou-se importante para o agente, modelar as incertezas relacionadas ao preço spot e ao despacho futuro de geração, em horizontes muitas vezes distantes, resultando em problemas de otimização de porte elevado e alto grau de não-linearidade. Desta forma, as ferramentas computacionais tornaram-se imprescindíveis no processo de tomada de decisão e no desenvolvimento de modelos que auxiliem nos levantamentos de estratégias de ação, além de uma importante demanda nas empresas no setor elétrico. O desenvolvimento de tais ferramentas deve incluir, entre outros aspectos, a simulação do ambiente de negociação, além da interação do agente com o setor e cenários de negociação.

Importante ressaltar que a formação de modelos de estratégias de oferta e gerenciamento dos riscos de contratação em leilões de energia elétrica é uma área recente de pesquisa, sendo inserida nos países juntamente com o processo de reestruturação do setor.

1.2 Estratégias de Oferta

Em um mercado competitivo cada GENCO deve decidir quanto de energia deve oferecer e a que preço. Em ambientes perfeitamente competitivos, cada participante do mercado possui incentivos a oferecer preços equivalentes a seus custos marginais, entretanto, o mercado de energia elétrica é mais complexo com barreiras físicas e custos relacionados, além de assumir-se nenhuma ou baixa elasticidade na demanda em curto prazo. Desse modo, a GENCO pode encontrar incentivos de forma a explorar as imperfeições do mercado de modo a aumentar seu lucro [5][6].

Segundo David & Wen[7], uma *Estratégia de Oferta (bidding strategic)* é o comportamento de um gerador que realiza ofertas de energia a preços diferentes do marginal, procurando explorar as imperfeições do mercado. Genericamente pode ser definida como a postura da GENCO perante o ambiente de negociação. Assim, a definição de uma *Estratégia de Oferta* adequada, é o fator determinante para a maximização do lucro de uma GENCO.

Um modelo de Estratégia de Oferta adequado deve, entre outras coisas, levar em conta todo um gama de cenários de mercado e regras dos possíveis ambientes de negociação. Além disso, deve permitir a GENCO a modelagem dos riscos associados a tais cenários. Desse modo, uma Estratégia de Oferta é específica para cada GENCO, pois depende, necessariamente, de informações privadas do agente e da interação deste com o ambiente de negociação e o resto do sistema.

A simulação da estrutura competitiva entre os agentes de mercados em sistemas de energia elétrica tem sido amplamente pesquisada, como pode ser deduzido do significativo volume de trabalhos encontrados na literatura que aborda o presente tema. Ressalta-se, porém, a pouca quantidade de trabalhos que apresentem ferramentas de suporte para formação de estratégias de oferta em leilões de longo prazo. Abaixo são apresentados alguns trabalhos relacionados à *Estratégias de Oferta* em mercados de energia elétrica.

1.2.1 Literatura relacionada

Uma série de pesquisas envolvendo a aplicação de Teoria dos Jogos em mercados de energia e à formação de estratégias de oferta em leilões de eletricidade têm sido publicadas. Em [8], é apresentada uma estratégia baseada no Equilíbrio de Nash cujo intuito é precificação da energia por agentes participantes de um mercado desregulado. Os testes, além de comprovarem a aplicação da Teoria dos Jogos na formação de Estratégias de Oferta, demonstram como, em ambientes competitivos, a estratégia ótima pode alterar de acordo com o nível de informação que o participante tem sobre seus adversários. Em [9], Silva & Nepomuceno (2007), propõem uma aplicação que utiliza jogos não-cooperativos e um Sistema Multiagentes para a simulação de mercados de energia. O modelo utilizado considera a representação do sistema de transmissão para análise de situações de poder de mercado gerada por congestionamentos. Os resultados demonstram o grande impacto que o sistema de transmissão pode ter sobre a oferta dos agentes e sobre todo o mercado, além disso, os autores ressaltam que a estrutura de um mercado *Pool* remunerado ao preço spot é um mecanismo eficiente para fomentar investimentos na produção. Observe que as estratégias apresentadas em [8] e [9] são referentes a modelos de mercado onde a negociação se dá exclusivamente em curto prazo.

Em [10], Lima, Feltrin & Contreras (2009), apresentam uma ferramenta que utiliza o Equilíbrio de Nash para formação de uma estratégia de oferta que maximiza os ganhos dos agentes (tanto compradores, quanto vendedores) fornecendo um indicativo na decisão se devem ou não competir no leilão. Na simulação é reproduzido o algoritmo aplicado nos leilões de energia tais quais como são realizados no Brasil juntamente a um método para alocação de perdas. Esse modelo de estratégia de oferta consiste em determinar todas as possíveis soluções de um leilão, a partir da quais será encontrado o equilíbrio de Nash.

Nos trabalhos de Roubik & Rudnick (2009), [11]-[12], é construído um modelo de jogos competitivos utilizando a teoria de portfólio cujo objetivo é demonstrar como a aversão ao risco afeta diretamente o comportamento estratégico de uma Genco e, portanto, os resultados dos leilões de longo-prazo. A aplicação utiliza modelo e parâmetros reais do mercado chileno para análise. Os resultados demonstram a sensibilidade do mercado chileno à aversão ao risco das GENCOS,

além disso, os autores discutem como somente a incerteza proveniente da variação do preço spot pode ser mitigada através dos contratos de longo prazo, frutos dos leilões de energia; considerando esta, portanto, a única incerteza relevante em seu modelo de oferta.

Existe ainda uma linha de trabalhos envolvendo a aplicação de Agentes Inteligentes no mercado de energia elétrica. Em [3], Xiong et al. (2002), utilizam Estratégias Evolutivas para ofertar lances no mercado do dia seguinte (*day-ahead market*). Em [13], são utilizados sistemas classificadores e agentes adaptativos aplicados ao mercado da Inglaterra *pré-Neta*.

Nos trabalhos de Walter & Gomide (2007) [14]-[15], são sugeridas abordagens com um sistema *multi-agentes* baseado em *Algoritmos Genéticos* e *Lógica Fuzzy* com o intuito de lidar com as incertezas nas informações de entrada relativas ao mercado de energia. O modelo de estratégia proposto apresenta resultados promissores quando comparado a uma estratégia conservadora, porém a aplicação não leva em conta as restrições elétricas intrínsecas do problema.

Em [16], Azevedo & Vale (2009), propõem uma ferramenta de gerenciamento de risco com o objetivo de encontrar uma combinação ótima para venda de energia em contratos bilaterais de longo prazo através da meta-heurística PSO (*Particle Swarm Optimazation*). A ferramenta permite maximizar a receita esperada enquanto determina uma cobertura (*hedge*) contra a volatilidade do preço spot. O modelo considera uma função de utilidade *média-variância* onde são levadas em conta apenas as situações extremas de preço spot previsto (maior e menor preço previsto). A ferramenta apresenta resultados satisfatórios demonstrando a eficácia do uso de meta-herísticas dada a complexidade do problema, porém, a solução depende de um eficiente mecanismo de previsão de preços, além de estar sujeita à perda de receita decorrente de considerar somente os valores extremos de preços spot previstos e não toda a distribuição de probabilidade.

Em [17]-[18], Street et al., (2004), apresentam uma estratégia de oferta para agentes geradores considerando os modelos de leilões de energia praticados no Brasil. O modelo define o perfil de risco de cada agente através de uma Função de Utilidade linear por partes e o Equivalente Certo. O intuito maior da pesquisa foi a “formação de uma curva de disposição para contratar” que indica a quantidade

ótima de energia que deve ser ofertada de cada contrato para cada nível de preço de leilão. Os resultados mostraram-se promissores tornando a estratégia conveniente e aplicável como mecanismo de oferta em leilões de energia.

Existem ainda algumas aplicações de ferramentas baseadas em técnicas probabilísticas para a formação de estratégias de oferta em leilões de energia. Em [19] a simulação de Monte Carlo é utilizada para formação de estratégias de ofertas em um leilão tipo *ex-post*, tomando como exemplo as ofertas de uma empresa brasileira atuando em um leilão desse tipo. Outras ferramentas que usam modelos probabilísticos são descritas em [20] e [21].

Em [22], Sánchez (2008) apresenta uma metodologia baseada no Método de Monte Carlo para suporte à negociação de contratos bilaterais de longo-prazo, do ponto de vista de compradores e vendedores, baseada na avaliação da exposição no mercado de curto prazo e no nível de energia disponível para suprir o contrato. Do ponto de vista das GENCOS os resultados demonstram que conhecendo o risco de déficit de energia é possível avaliar a quantidade anual que é possível comprometer em um novo contrato. Além disso, conhecendo o risco de exposição ao mercado spot é possível avaliar o preço contratual, assim como a porcentagem de flexibilização deste.

Em [23], Barroso et al., (2008), apresentam uma discussão sobre a modelagem de leilões de contratos de longo prazo para fornecimento de novos empreendimentos no Brasil. O trabalho desenvolve um modelo probabilístico para análise econômica/financeira de novos projetos de geração, levando em conta as incertezas sobre o fluxo de caixa do projeto, tais como: o risco de conclusão do projeto, restrições ambientais e riscos regulatórios. As incertezas são modeladas através da métrica CVAR (*conditional value at risk*). A aplicação demonstra como o correto gerenciamento do risco proporciona aos investidores limites de segurança para elaborar propostas durante leilões de novos empreendimentos, além de auxiliar na avaliação e escolha entre investimentos de diferentes opções de geração.

Há trabalhos relacionados também apenas com a busca de estratégias ótimas do ponto de vista de distribuidoras de energia; entre essas podem ser citados os trabalhos descritos em [24] e [25].

Nesta dissertação de mestrado é apresentada a proposta de uma ferramenta de auxílio à tomada de decisões de agentes geradores em ambientes de leilões de energia elétrica, com aplicação no modelo brasileiro de leilões de quantidade de energia.

A metodologia proposta otimiza simultaneamente a maximização da receita esperada do agente e a minimização dos riscos de contratação. Para tanto, são consideradas duas métricas clássicas de risco: O *Valor em Risco* (VaR) e a *Variância* (da teoria do portfólios). Tais modelos clássicos de valoração do risco apresentam por definição um alto grau de não-linearidade e complexidade, o que envolve um grande esforço computacional para sua solução. A ferramenta desenvolvida inclui o uso de meta-heurísticas evolutivas para a otimização do problema. Tais técnicas apresentam-se apropriadas, considerando sua facilidade de implementação, adaptabilidade e eficiência em especial em problemas com características não-convexas.

1.3 Objetivos

O objetivo desta dissertação é desenvolver uma ferramenta de auxílio e suporte à decisão na formação de estratégias de oferta do ponto de vista de agentes geradores participantes de leilões de quantidade de energia utilizando técnicas inteligentes. O modelo de oferta apresentado deve atender aos seguintes requisitos:

- i. Garantir um nível de conforto de cobertura, procurando mitigar os riscos por sob ou sobre-contratação da GENCO;
- ii. Possibilitar análises e realização de testes de cenários e estratégias de negócios;
- iii. Maximizar ganho da GENCO;
- iv. Realizar análises das informações possíveis dentro do ambiente do mercado e auxiliar na tomada de decisões dos agentes (formação da *curva de oferta* da GENCO).

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos:

No Capítulo 2 - *Revisão Teórica* – é apresentada uma explanação sobre os modelos e a reestruturação dos mercados de energia e algumas experiências pelo mundo; a teoria e as características dos leilões de eletricidade; e, além disso, apresenta uma revisão específica do atual modelo brasileiro de mercado e suas peculiaridades.

No Capítulo 3 - *Meta-heurísticas para Otimização* – é apresentada uma breve introdução a respeito da Computação Evolutiva e suas variantes principais. Além disso, a técnica proposta para otimização e formação da curva de oferta da GENCO é descrita.

No Capítulo 4 - *Modelo de Estratégias de Oferta* – são abordados aspectos tais como a formação do lucro de uma GENCO, as métricas de risco utilizadas e formulação da Função de Utilidade para formação da curva de oferta.

No Capítulo 5 - *Estudos de Caso* – é apresentada a aplicação do modelo de estratégia de oferta utilizando meta-heurísticas de otimização para maximização da receita e mitigação dos riscos associados. São utilizados 3 sistemas testes para os quais são reportados resultados e discussões.

No Capítulo 6 - *Conclusões* – são apresentadas as conclusões e trabalhos futuros relacionados à pesquisa.

2 O Setor Elétrico e Comercialização de Energia

Neste capítulo é apresentada uma revisão teórica sobre a arquitetura dos mercados de energia elétrica e a inserção dos leilões de energia como mecanismos formadores de preços destes mercados, discorrendo sobre a teoria de leilões e algumas experiências mundo fora dentro do contexto de mercados competitivos, em particular no Brasil. Além disso, são feitas sugestões de algumas leituras adicionais sobre os tópicos envolvidos.

2.1 A reestruturação do setor elétrico

Ao longo das últimas três décadas os sistemas elétricos de energia passaram por grandes mudanças em sua estrutura. A estrutura tradicional (verticalizada) dos sistemas de energia elétrica era composta basicamente de três grandes áreas: Geração, Transmissão e Distribuição; todas pertencentes ao administrador da região/país – o Estado. Este possuía um domínio completo sobre a operação, negociação e o intercâmbio de energia de todo o sistema. A arquitetura dos Sistemas de Energia Elétrica era tratada como monopólio natural devido principalmente à economia de escala envolvida na construção desses sistemas [9][26].

A mudança estrutural ocorreu por diversos aspectos característicos de cada região, sendo que as principais eram a inserção de capital ao setor e a procura por redução do preço final da energia elétrica, garantindo uma operação econômica e segura para todo o sistema. A tendência em todo o mundo foi a inserção ou aumento da *concorrência* através da desregulamentação e das privatizações. Desta forma, os setores da geração e distribuição foram os mais modificados.

Segundo Bhattacharya, Bollen & Daalder (2001) [1], entre os países em desenvolvimento, as principais questões que motivaram a reestruturação do setor foram um grande crescimento na demanda combinada com gerenciamento ineficiente dos sistemas e políticas tarifárias irracionais. Estes aspectos afetaram a disponibilidade de fontes financeiras para suporte de investimento para aumentar a capacidade de geração e transmissão. Nestes casos, a reestruturação ocorreu principalmente por pressão de agências financeiras internacionais no setor. Nos países desenvolvidos, por outro lado, a motivação pela mudança foi oferecer aos consumidores eletricidade a preços menores e promover a opção de “escolha econômica” na compra da energia elétrica.

Na América do Sul, as maiores motivações para a reforma foram o esgotamento da capacidade de investimento no setor por parte do estado e as perspectivas de dificuldades de suprimento no curto prazo [27].

2.1.1 Modelos de Mercado

Implantada a reestruturação, surgiu a necessidade de modelos de mercados que pudessem se adequar às peculiaridades de um sistema de potência. No passado a programação do despacho dos geradores era definida de forma centralizada baseada no mínimo custo. Com a mudança no setor, onde os agentes passaram a competir entre si, este sistema não era mais eficiente. Surgiram, então, questões quanto à justeza sobre regras de tarifação e negociações da energia elétrica assim como quais modelos de mercado a seguir.

Assim, a estrutura para a comercialização da energia elétrica adotada em cada região/país tornou-se bastante importante para a compreensão do impacto da descentralização no preço da energia e incentivo de investimento para o setor. Variados modelos de mercados foram propostos e implementados em diversas regiões/países. Em sua maioria, são variações de dois modelos básicos: em bolsa (pool) e bilateral. Geralmente o modelo utilizado é um híbrido dos dois modelos: Pool e Bilateral. A seguir é apresentado um descritivo de cada modelo.

2.1.1.1 Modelo Pool

No modelo *Pool* os agentes (compradores e vendedores de energia elétrica) submetem lances para o pool com a quantidade de energia que eles desejam negociar no mercado. No geral, os lances são formados de pares de preços (\$/MWh) e quantidade de energia (MWh) para um determinado período (meia ou uma hora). Se um agente vendedor fizer lances muito altos ele pode ter sua proposta não aceita; da mesma forma, se um agente comprador fizer lances muito baixos também pode ter suas propostas não aceitas. Cabe ao órgão regulador gerenciar o mercado de forma a garantir que as propostas aceitas sejam aquelas em que a demanda do sistema seja atendida e que o preço final da energia seja o menor possível. Para o despacho dos geradores é dada a prioridade aqueles que apresentam o menor preço; para as cargas terão prioridade aquelas que apresentarem o maior preço. Neste modelo de mercado todos geradores que possuem os menores custos são essencialmente recompensados [2][10][28].

2.1.1.2 Modelo Bilateral

No modelo bilateral as negociações ocorrem diretamente entre geradores e consumidores de energia através de contratos bilaterais. A vantagem deste modelo é que ambos os agentes podem subscrever em seus contratos cláusulas que melhor se adaptem aos seus objetivos. O preço da energia é estabelecido entre as duas partes. Os contratos bilaterais servem, entre outras coisas, para proteger os agentes de uma provável flutuação no preço de mercado. Segundo Shahidehpour et al., (2002) [2], a desvantagem desse modelo deriva dos altos custos de negociação e de fechamento de contrato, e do risco de financiamento das partes.

A seção a seguir apresenta algumas experiências da implantação da reestruturação do setor elétrico pelo mundo.

2.1.2 Exemplos da Reestruturação pelo Mundo

2.1.2.1 O Chile

O Chile começou a reestruturar o setor em 1982 através da nomeada “carta da lei geral de serviços elétricos”, sendo o país pioneiro dessa transformação.

A reforma do setor elétrico chileno teve como principal objetivo a criação de condições para a privatização, sem, contudo, abandonar a noção de serviço público. Antes da reforma, o pagamento dos serviços públicos era realizado através de “taxas elétricas” cujo cálculo considerava as demonstrações financeiras das empresas, e garantiam um retorno mínimo (entorno de 10%) sendo independente da eficiência com que cada empresa gerenciava seus negócios. Este regime de compensação introduziu claros problemas de gerencia no setor, uma vez que a eficiência da gestão afetava seus resultados financeiros, as empresas tinham incentivos claros para negligenciar a boa administração e conseqüente falta de investimento e má gestão de ativos [11][29].

Após a reforma passou-se a uma metodologia marginalista para fixação das tarifas elétricas. A tarifa passou a ser calculada sobre o custo marginal da operação resultante de despacho centralizado a ordem de mérito. A reforma chilena incluía ainda, a segmentação do mercado consumidor em uma parcela concorrencial e outra cativa, regulada; e a substituição do planejamento centralizado pelo planejamento indicativo que orienta os planos de expansão das empresas [11][30].

Alguns dos elementos centrais da reforma no Chile foram: (i) Desverticalização parcial das empresas, com a separação contábil entre os setores de geração/transmissão das atividades de distribuição; (ii) Introdução de concorrência coordenada na geração e a participação dos consumidores no financiamento da expansão, através de empréstimos compulsórios reembolsáveis com consumo futuro de energia; (iii) Abertura das redes de transmissão para todos os agentes do mercado, que passaram a pagar uma tarifa pelo uso da rede fixada pelo regulador – estado.

Atualmente, o setor de energia do Chile é desenvolvido exclusivamente por empresas de capital privado e o Estado só exerce funções reguladoras de recomendações de auditoria e de investimento. Possui dois principais sistemas interligados – SING (*Sistema Interconectado del Norte Grande*) e SIC (*Sistema Interconectado Central*) . Três ambientes de mercado - regulado, não regulado e curto prazo cuja valoração é dada dos custos marginais de operação. A negociação no mercado regulado é realizada através de leilões de longo prazo [31] [32].

2.1.2.2 A Inglaterra e o Reino Unido

A reforma no Reino Unido ocorreu em meados de 1989 através da publicação do *Electricity Act* e a então abertura do mercado. O modelo adotado previa a utilização de dois ambientes para negociação da energia elétrica: o ambiente bilateral e o pool. O reino unido foi o primeiro a instituir um leilão de eletricidade (modelo pool) em detrimento ao despacho centralizado para programação horária da geração; tais leilões eram realizados pelo regulador do mercado e também definiam o preço da energia para o mercado de curto prazo [33].

Segundo inúmeras pesquisas relacionadas, a grande dificuldade enfrentada pelo modelo pioneiro aplicado no reino unido estava exatamente na sistemática aplicada para formação do preço e programação diária dos geradores. Tal sistemática possibilitava aos agentes geradores a manipulação dos preços da energia elétrica (poder de mercado¹) tornando este mecanismo pouco confiável e colocando em risco a segurança do sistema. Tal característica ficou evidente com o aumento exorbitante do preço da energia, assim que terminados os contratos iniciais impostos para o período de transição para o novo modelo.

Segundo Carneiro (2006) [34], o motivo da pouca eficiência do modelo estava diretamente ligado à estrutura industrial de geração que não induzia competição suficiente para estimular a eficiência. Ao realizar a reforma, as autoridades assumiam que as decisões relevantes seriam tomadas de forma descentralizada através do mercado, restando ao regulador um papel

¹ Quando um agente possui uma parte significativa do mercado e o manipula de forma a levar vantagem. Exemplo, um gerador pode unilateralmente fazer do preço tão alto quanto ele desejar através de retenção de parte de sua capacidade.

complementar. No entanto, as intervenções do regulador foram contínuas, principalmente para enfrentar o problema de poder de mercado.

Dessa forma, passados oito anos da publicação do *Electricity Act*, o reino unido passou por uma re-reestruturação do seu setor energético. O novo modelo (nomeado *NETA* – New Electricity Trading Arrangements) propôs mudanças na forma de liquidação do mercado de curto prazo, além de incentivar uma maior liberdade de negociação, e aumento da eficiência global do sistema, assegurando-se aspectos como qualidade, segurança e confiabilidade. O *NETA* é o atual modelo utilizado no reino unido e ainda faz uso de leilões de curto prazo na programação diária e formação do preço no curto prazo. Porém, a sistemática aplicada difere da inicial [33].

2.1.2.3 A Noruega e o *Nord Pool*

Antes da reforma, o setor elétrico na Noruega era composto por pequenas empresas locais, muitas vezes de propriedade dos próprios municípios, que atuavam como monopólios e tinham obrigação legal de suprir todos os consumidores em sua área de atuação. A maior parte das concessionárias municipais, normalmente, preferia desenvolver seus próprios aproveitamentos hidrelétricos². Essa postura, além de acarretar uma perda de seqüência ótima de obras, inibia a prática de contratação de potência já disponível, gerando excedente de capacidade instalada e aumento nas sobras de energia [35].

Em 1991 foi publicada a nova lei de energia, estabelecendo um agente de regulação, cujo objetivo era estabelecer competitividade entre agentes de geração e dar livre acesso ao sistema de transmissão. Foi criado o mercado spot, com base em leilões de compra e venda; o objetivo deste mercado era fazer intercâmbio das sobras de energia dos diversos aproveitamentos hídricos, visando a otimização do sistema.

Quanto às novas estruturas de mercado, podem-se identificar duas: mercado de energia no atacado e mercado varejista. O primeiro envolveu

² A Noruega possui a maior parte de sua energia provinda de fontes hidráulicas. Atualmente 98,5 % da produção de energia elétrica na Noruega é provida de fontes hidráulicas [103].

produtores, empresas de distribuição e alguns dos maiores consumidores industriais. O segundo voltado para a venda de energia ao consumidor final

Em 1996, com reforma na Suécia, ambos os países removeram as taxas sobre os fluxos de energia entre seus mercados, criando um mercado de energia integrado, nomeado de *Nord Pool*. A propriedade do *Nord Pool* foi dividida meio a meio entre a estatal sueca e a norueguesa. O *Nord Pool* foi o primeiro mercado multi-nacional de câmbio para negociação de energia elétrica. Em 1998 a Finlândia se juntou a estes e, em 1999, parte da Dinamarca integrou-se. A união dos mercados diminuiu a concentração do mercado de geração e isso possibilitou o desenvolvimento da competição sem que fosse necessária divisão de empresas em cada país. Outro ponto positivo foi aumento da diversificação de fontes de geração, diminuindo os riscos de racionamento em um país individualmente [35] [36].

O *Nord Pool* opera com uma licença que lhe dá o direito (não exclusivo) de operar um mercado para trocas físicas de energia e é composto por um mercado spot para o dia seguinte –Elspot– e um mercado de futuros para contratos com duração de até três anos – Eltermin. O *Nord Pool* opera por meio de contratos bilaterais assinados com cada um dos participantes [36].

2.1.2.4 A Califórnia e os Estados Unidos.

Nos Estados Unidos, o processo de reestruturação teve um desenvolvimento não uniforme, ocorrendo de forma diferente em cada região, com grande diversidade de estruturas, sistemas tarifários e condições de acesso às redes. As primeiras iniciativas neste sentido começaram em estados como a Califórnia, Massachusetts, Rhode Island, New York, Pennsylvania, Maine e New Jersey, em forma concomitante, com a definição de regulamentos e regras de mercado pela Federal Energy Regulatory Commission (FERC) [37][38].

Na Califórnia, a reforma do setor foi aprovada em 1996, e como em outras regiões, intitulava dois ambientes de negociação um bilateral e outro a curto prazo. Duas instituições foram criadas para gerenciar o setor: o mercado atacadista de curto prazo (CALPX - *Califórnia Power Exchange*) responsável pela realização de leilão de energia a curto para cada hora ou meia hora do dia seguinte onde havia efetiva participação de geradores e distribuidores na forma de lances (*day-ahead*

market); e um operador do sistema (CAISO - *Califórnia Independent System Operator*), responsável pelo balanço energético, transmissão e serviços ancilares.

O modelo inicial aplicado na Califórnia assemelhava-se em partes com o modelo inglês e norueguês. Porém, a evolução dos preços da energia mostrou-se decepcionante à medida que a reforma não conseguia atingir seus objetivos primordiais de modicidade tarifária e operação segura do sistema.

Uma das principais falhas, apontadas por diversos pesquisadores, na estrutura de mercado californiana foi a falta de opção por contratos de longo prazo para as distribuidoras. Tal situação tornava o mercado de curto prazo sujeito qualquer restrição de oferta de energia que resultaria em uma abrupta elevação dos preços. O modelo inibia a entrada de novos investimentos no setor e expunha os geradores a sérios riscos de contratação. Além disso, o mercado era sujeito manipulações de preço através da presença nítida do poder de mercado.

A redução na oferta de energia, de fato ocorreu com um grande período de seca (reduzindo a produção hidrelétrica) associada a um aumento na demanda, o que, como esperado, elevou exponencialmente os preços da energia elétrica provocando uma crise no setor estadual. A crise da Califórnia resultou no Energy Policy Act (2005), um conjunto de medidas do Governo Bush que centralizou o planejamento energético na esfera federal. E, entre outros motivos, contribuiu para que alguns estados questionassem a vantagem deste tipo de reformas e serviu de alerta quanto a necessidade da negociação em longo prazo [34].

2.1.3 Comentários e literatura relacionada

As reestruturações das indústrias de energia elétrica, de forma geral, apresentaram novos desafios e oportunidades, uma vez que não há consenso ou mesmo modelo geral a ser implementado. Mesmo nos países pioneiros como Chile e Inglaterra, o processo se mostrou contínuo e dinâmico. As soluções adotadas não necessariamente, foram baseadas inteiramente em experiências de outros países, sugerindo a adoção de modelos específicos às necessidades de cada região.

Algumas obras na literatura apresentam uma maior explanação sobre a desverticalização dos Sistemas de Energia Elétrica. Quanto ao processo de desverticalização e impacto econômico sugerem-se Stoft [26] – “*Power System*

Economics: Designing Markets for Electricity”, cap.1”; e Ilic e Galiana [39] – “*Power System Operation: Old vs New*”, pg.15.

Em [40], Wood e Wollenberg fornecem um bom entendimento para os problemas da operação, geração e controle de sistemas de energia elétrica em ambientes integralmente verticalizados. Sobre a operação em ambientes descentralizados ver [2]. Em [41], Joskow apresenta uma análise completa sobre o processo de reforma nos Estados Unidos, realçando-se as lições dessa experiência. Moreno et al. (2009) [42], apresentam um resumo referente aos cinco anos de experiências em leilões de contratos de energia na América do Sul.

2.2 Os Leilões de Energia Elétrica

Como visto nos exemplos anteriores, existe forte presença de leilões de energia nos processos de reformas no setor elétrico, assim como posteriores adequações e modificações dos objetivos do Estado e agências reguladoras.

A mudança do ambiente monopolista baseado no custo para o ambiente competitivo baseado no preço veio, na maioria dos casos, para substituir os tradicionais algoritmos de despacho centralizado a mínimo custo por leilões de mercado onde os participantes apresentam propostas de preço e quantidade[3][43][44].

No contexto da reforma do setor elétrico, a escolha dos leilões como mecanismo competitivo de negociação está diretamente relacionada à similaridade da reforma com as ocorridas alguns anos antes em outros setores como telefonia e gás. Segundo Gerard Sheblé (1999) [45],

“(...) a grande motivação do uso de leilões é dada pela suposição de que a indústria de energia elétrica passará da taxa de retorno de preços regulados para os preços de mercado em um futuro próximo, o que requer a consideração de mecanismos diferente de formação de preço. Uma razão adicional é que a indústria de gás natural passou muito tempo despendendo esforços na pesquisa de mecanismos de leilão para os preços do gás natural quando esta sofreu desregulamentação. A indústria de energia elétrica é bastante semelhante à indústria de gás natural. Ambas as indústrias produzem, transportam e vendem seus respectivos produtos. A necessidade de um mecanismo de preços juntamente

com o exemplo da indústria do gás natural é motivo suficiente para considerar o sistema de leilões na área de energia elétrica.” (Cap.2 pg. 38)

A seção a seguir apresenta definição, caracterização e aplicação deste mecanismo de mercado ao setor elétrico.

2.2.1 A Teoria dos Leilões

O leilão pode ser definido como um mecanismo de negociação, cuja sua série de regras institui uma dinâmica transacional capaz de conduzir à revelação dos vencedores e do preço do bem/produto negociado cuja eficiência depende da existência de mecanismos e regras específicas que aumentem sua atratividade e reduza a possibilidade de colusão³. Para tanto, deve-se estabelecer limites para atuação estratégica dos participantes e estimular a revelação dos custos de oportunidade [46] [47].

Segundo McAfee & Mcmillan (1987) [48], um leilão é uma instituição de mercado com um conjunto explícito de regras que determinam a alocação de recursos e preços a partir de propostas dos participantes no mercado. Sheblé (1999) [45] reitera e afirma: *leilões são usados para produtos que não possuem valores padrões. Por exemplo, para o preço da eletricidade é indispensável que exista o equilíbrio entre geração e carga*. De fato, uma característica intrínseca dos sistemas de energia, e que difere a eletricidade de uma *commodity*⁴ comum, é que a demanda é inelástica.

A importância da teoria dos leilões está agregada ao grande volume de transações econômicas conduzidas através deles – leilões são largamente utilizados para a venda de tesouros nacionais, câmbio, direitos minerais, privatizações de firmas entre outras. Além disso, leilões são simples e um ambiente econômico bem definido. Eles provêm uma alta e valiosa plataforma para a teoria econômica – especialmente na teoria de jogos com informação incompleta. Os leilões são uma importante ferramenta para compreensão de outros métodos de formação de preços, mais proeminentes em preços fixados e em negociações onde, ambos,

³ Significado: Ajuste secreto e fraudulento entre duas ou mais partes, com prejuízo para terceiros; conluio [90].

⁴ Significado: é um termo de língua inglesa que significa *mercadoria*, é utilizado nas transações comerciais de produtos de origem primária nas bolsas de mercadorias.

compradores e vendedores são ativamente envolvidos na determinação dos preços [49].

Na literatura os leilões se caracterizam basicamente quanto à sua natureza, a sua forma e o preço de fechamento. Outras subdivisões e considerações ainda podem ser feitas como quanto ao número de rodadas, quanto à valoração do bem e divisibilidade dos bens/produtos. A Tabela 2-1 descreve as características principais dos leilões.

Tabela 2-1 Características dos Leilões

Características		Descrição
Natureza	Oferta	Leilões onde os vendedores ofertam um produto que o demandante pretende adquirir pelo menor valor.
	Demanda	Leilões onde os compradores fazem os lances e os vendedores pretendem negociar ao maior valor.
	Duplos	Compradores e vendedores dão lances, sendo o preço definido de acordo com as regras do leilão.
Forma	Abertos	Leilões onde os participantes conhecem os lance dos rivais.
	Fechados	Leilões onde os participantes não conhecem os lances dos rivais.
Preço de fechamento.	Preço uniforme	O preço de liquidação do bem será o mesmo para todos os vencedores do leilão e não necessariamente de acordo com a oferta realizada (1° ou 2° preços).
	Preço discriminatório	O preço de liquidação do bem é de acordo com o lance realizado, assim cada vencedor paga/recebe o exato lance ofertado (<i>pay-as-bid</i>).
Número de rodadas	Iterativos	A dinâmica do leilão se realiza através de várias rodadas.
	Não iterativos	A dinâmica do leilão se realiza em apenas uma rodada.
Valoração	Valor comum	A valoração do bem será única, o mesmo para todos os participantes.
	Valor privado	Cada participante conhece a sua valoração subjetiva do bem e essa informação é privada, ou seja, disponível apenas para próprio participante.
Divisibilidade	Bens divisíveis	Leilão onde o Bem/Produto negociado pode ser dividido. E.g. Petróleo, soja, energia elétrica.
	Bens indivisíveis	leilão onde o Bem/Produto negociado não pode ser dividido. E.g carro, quadros

Na opinião de vários pesquisadores, existem quatro formatos clássicos, adequados de acordo com as características do bem a ser leilado, e efetivamente utilizado em diferentes mercados:

i. Leilão fechado de primeiro preço

A dinâmica deste leilão consiste na entrega de um ou mais lances por cada participante (licitador/jogador) fechados em um envelope ao organizador do leilão (leiloeiro) onde o vencedor será aquele que ofertar o melhor lance. A liquidação do produto é feita de acordo com o lance vencedor. A característica deste leilão independe da natureza, valoração ou preço de fechamento, sendo exclusivamente de apenas uma rodada e fechado.

ii. Leilão fechado de segundo preço (Vickrey)

Introduzido por Vickrey⁵ (1960). A dinâmica e características deste leilão são semelhantes a do leilão fechado de primeiro preço, no entanto, o preço de liquidação do bem será o segundo melhor lance ofertado. Na prática esta sistemática de leilão é pouco utilizada, porém apresenta boas propriedades teóricas.

iii. Leilão inglês

A dinâmica deste leilão consiste em lances progressivamente ascendentes feitos pelos participantes sendo o vencedor aquele que apresentar a melhor oferta. O preço de liquidação será a oferta vencedora. A característica deste leilão independe da natureza, valoração, ou número de rodadas sendo exclusivamente aberto.

iv. Leilão Holandês

A dinâmica deste leilão é inversa a do leilão inglês. O bem inicia a um preço muito acima do seu real valor e ao longo do tempo vai sendo decrementado. O vencedor será o participante que primeiro aceitar a oferta. Sendo o preço de liquidação aquele aceito pelo vencedor. A característica deste leilão independe da natureza, valoração, ou número de rodadas sendo exclusivamente aberto.

Segundo Klemperer (2004) [50], na teoria do rendimento equivalente, sob certas condições, todos os tipos de leilão geram o mesmo rendimento esperado. Para tanto é necessária a existência de um mercado com informações simétricas,

⁵ Foi um economista canadense. Recebeu o Prêmio de Ciências Econômicas em Memória de Alfred Nobel de 1996.

onde os compradores avessos ao risco possuem um valor privado para os produtos obtidos a partir de uma distribuição comum estritamente crescente.

2.2.2 Características dos leilões de energia elétrica

No contexto do mercado de energia elétrica, os leilões de eletricidade possuem algumas características preestabelecidas, pois, o bem em questão, a energia elétrica, se mostra mais singular e peculiar que outros. Além da demanda inelástica, é característica dos leilões de eletricidade a participação ativa de compradores e vendedores na formação dos preços. Assim, pode-se afirmar que os leilões de energia são normalmente de oferta (em alguns casos sendo duplo); de valores privados, já que os custos de operação e manutenção dos agentes geradores (vendedores) são conhecidos apenas por eles mesmos; e de bens divisíveis já que a energia elétrica pode ser dividida (e.g: lotes de 1000 MWh). Outras características como forma, preço de fechamento, números de rodadas são, em geral, adequadas de acordo com cada modelo de mercado utilizado e peculiaridades de cada região.

A Tabela 2-2 apresenta alguns dos modelos utilizados nas diversas regiões onde a instituiu a reforma do setor elétrico.

Tabela 2-2 – Exemplos de modelos de leilões de energia pelo mundo

Países/regiões	Modelo de leilão	Características
Chile	longo prazo	Combinatórios de multi rodadas
Califórnia (CALPX)	Curto prazo	Multi-unidade, fechado, duplo e de preço uniforme
Reino unido	Curto prazo	Multi-unidades, fechados ⁶ , de oferta e preço uniforme (mais tarde modificados para discriminatórios)
Nord pool	Curto prazo	Multi-unidades, fechados, duplos e preço uniforme
Brasil	longo prazo	Múltiplas rodadas, lances apenas de quantidade, fechado.

Nos países que adotaram o modelo tipo pool (bolsa) é habitual encontrar um leilão do tipo fechado, uniforme de primeiro preço onde os participantes

⁶ Na verdade, os leilões na primeira reestruturação do reino unido não eram de fato fechados, já que o lance podia ser modificado até minutos antes do despacho real, após encerramento do leilão, tornando-se um leilão aberto de infinitos lances. Esta característica estimulou os agentes a instituírem o poder de mercado.

vencedores (gencos,) são pagos pela ultima proposta aceita. Os lances ofertados são pares de quantidade (MWh) e preços (R\$/MWh), sendo o preço de equilíbrio (preço spot) dado pela interseção entre as curvas de ofertas dos geradores e a demanda do sistema. A Figura 2-1 apresenta um exemplo típico de formação do preço spot no *Nord Pool*.

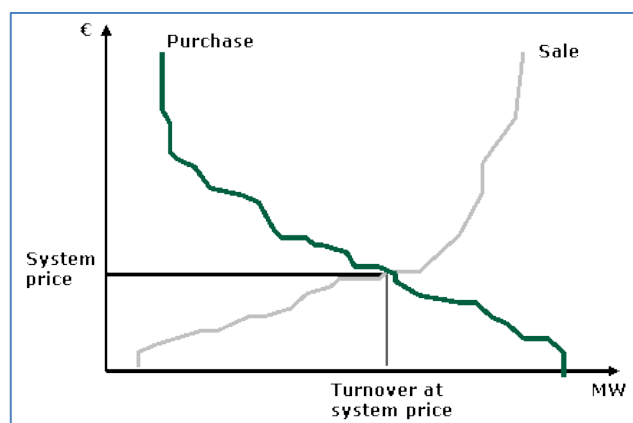


Figura 2-1 – Exemplo do leilão de 1º preço duplo realizado no Nord Pool (Fonte:[36])

Muito se especula sobre qual forma mais justa de preço de fechamento nestes tipos de mercado. Variados comparativos e análises entre os modelos de primeiro preço; Vickrey (segundo preço) e discriminatório têm sido publicados. A real questão envolvida é descobrir qual meio precificação se adéqua as peculiaridades de cada sistema de energia. A Tabela 2-3 apresenta um comparativo demonstrando as maiores e vantagens e desvantagens entre os modelos de leilão.

Tabela 2-3 - Comparativo entre modelos de leilões

Leilão	Vantagens	Desvantagens
Uniforme Primeiro Preço	Reduzem possibilidades de colusão; revela a curva de ofertas; os lances tendem a ser próximos dos custos marginais	Probabilidade de erro na avaliação bem; Manipulação estratégica por grandes negociadores;
Uniforme Segundo Preço	Reduzem possibilidades de colusão; revela a curva de ofertas; se utilizado de forma correta revela os custos marginais dos ofertantes.	Probabilidade de erro na avaliação bem; Manipulação estratégica por grandes negociadores; não utilizado de forma eficiente.
Discriminatório	Reduzem possibilidades de colusão; revela a curva de ofertas;	Probabilidade de erro na avaliação bem;
Abertos seqüenciais	Permitem aprendizado na avaliação do bem	Probabilidade de colusão

Em países onde o leilão é realizado para negociação a longo prazo, os modelos de leilão normalmente ocorrem com várias rodadas. No caso do Brasil, nos leilões de quantidade para energia existente, os leilões ocorrem em duas fases distintas, a primeira, multi-rodadas e uma segunda semelhante ao leilão de selado de primeiro preço. O intuito é aproveitar, em cada situação, as vantagens do modelo do leilão. A primeira fase serve de aprendizado na avaliação do Bem (Energia Elétrica), permitindo aos participantes uma valoração mais correta do produto negociado e incentiva a entrada de novos participantes. A segunda fase, selada a preço discriminatório diminui o risco de colusão e poder de mercado.

2.2.3 Literatura relacionada

Uma ampla gama de experiências com leilões de energia em diversos países pode ser encontrada na literatura, levantando conclusões, suposições e dúvidas. Em [50], Paul Klemperer (2004), apresenta uma introdução não-técnica para teoria de leilões, aplicação prática incluindo exemplos e seu uso em outras áreas da economia, bem como no mercado de eletricidade.

Em [45], Gerard Sheblé (199) descreve uma aplicação de métodos de leilão para todos os aspectos da operação do sistema de energia em ambiente competitivo. Os métodos de leilão são comparados com técnicas clássicas de análise, operação e planejamento, tais como: o despacho econômico, o fluxo de potência ótimo e o pré-despacho de potência.

Em [51], é estudado como os diferentes formatos de leilões afetam o grau de concorrência e bem-estar geral nos mercados da electricidade. O trabalho conclui que leilão uniforme é (ainda que fracamente) superior em termos de excedente do consumidor ao leilão discriminatório. Os leilões tipo Vickrey garantem a eficiência produtiva, mas, ao custo de grandes pagamentos às empresas. O trabalho ainda esclarece alguns problemas metodológicos na análise dos leilões de energia. Em particular, mostrando que analogias com modelos contínuos de lances são equivocadas, desde que as empresas estão restrita a um número finito de lances.

Em [43], Contreras (2000), apresenta uma comparação entre diferentes alternativas de leilão de energia elétrica aplicado no mercado espanhol levando em

conta condições especiais para a formação da oferta dos geradores. Em [44], Dekrajangpetch & Sheblé (2000), ilustram variadas formulações e modelos genéricos para leilões de eletricidade.

Em [52], Zimmenman et al. (1997), descrevem uma aplicação em mercados de energia destinado a testar o desempenho do leilão enquanto mecanismo de mercado. Este ambiente computacional é chamado de Power Web [53], que resolve os problemas do Pré-despacho de Potência e o Fluxo de Potência Ótimo (FPO) em conjunto com um leilão uniforme de segundo preço (Vickrey). O leilão tipo Vickrey é modificado para incorporar as perdas e ajustes de congestionamento do sistema, preservando a natureza do leilão de segundo preço.

Em [46], é apresentada uma análise e avaliação teórica dos leilões de compra de energia existentes no Brasil. Em [34], Carneiro (2006) descreve uma análise dos leilões de energia no Brasil. A avaliação é realizada sobre os resultados de cada leilão obtidos até dezembro de 2005. A autora conclui que os formatos escolhidos, apesar de algumas falhas, tentaram preservar importantes vantagens de cada tipo de leilão especialmente no caso do Leilão de Energia Nova; desta forma, o objetivo original de permitir o crescimento da oferta, para os casos analisados, foi alcançado.

Em [54], é apresentada uma análise das estratégias de ofertas, para os agentes licitantes que desejam adquirir a concessão em leilões de empreendimento de geração. Os resultados evidenciam que para ambientes perfeitamente competitivos, o formato do leilão (*Inglês*) incentiva os agentes informarem sua verdadeira avaliação – valor de oportunidade para o bem.

Em [55], é realizada uma avaliação das experiências de mercados de energia elétrica em diversos países do mundo, atentando para a remuneração dos agentes e procurando transpor o conhecimento empírico adquirido pelas práticas observadas no exterior para aplicações no mercado brasileiro. Após avaliação o autor define que o modelo competitivo e eficiente para o mercado brasileiro consiste na formatação de um leilão fechado duplo com agentes não identificados.

2.3 O setor elétrico brasileiro e a contratação de energia elétrica

Assim como o resto do mundo, o setor elétrico brasileiro passou por profundas modificações a partir de meados dos anos 90 e principalmente reformulação do seu modelo setorial em 2004. Tendo, assim como em outras regiões, o objetivo maior de expandir a geração e assegurar o fornecimento da energia a um menor preço.

Fisicamente, sistema elétrico brasileiro se encontra em grande parte interligado formando o Sistema Interligado Nacional (SIN). O SIN é formado pelas empresas das regiões Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e parte da região Norte do país. Apenas 3,4% da capacidade de produção de eletricidade do país encontram-se fora do SIN, em pequenos sistemas isolados localizados principalmente na região amazônica. O SIN possui características únicas sendo definido como um sistema hidrotérmico de grande porte, com predomínio de geração hidrelétrica e grandes reservatórios [56].

A mecânica de comercialização da energia elétrica no Brasil foi modelada tal a se adequar a tais características. A formação do atual modelo de mercado brasileiro passou por várias fases agregando aprendizado de outras experiências mundo afora como as explanadas nas seções anteriores. A seguir é apresentada uma revisão da estrutura do setor elétrico brasileiro, assim como o processo de comercialização.

2.3.1 Estrutura do Setor

A atual estrutura do setor elétrico brasileiro conta com 7 instituições principais conforme apresentado na Figura 2-2.

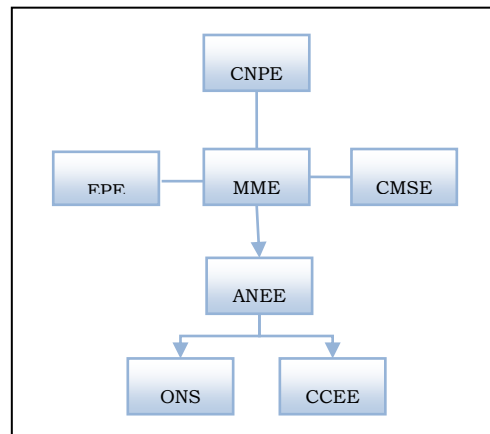


Figura 2-2 – Estrutura do Setor Elétrico Brasileiro (Fonte: própria)

MME – Ministério de Minas e Energia [57] – O MME é órgão do governo federal responsável por estabelecer o planejamento do setor energético nacional, monitorar a segurança do suprimento do SEB e definir ações preventivas de forma restaurar uma possível falta de suprimento. São vinculados ao MME o EPE, ANEEL e a CMSE.

EPE – Empresa de energia elétrica [58] – Responsável pela realização de pesquisas relacionada com planejamento do Setor energético nacional, tais como energia elétrica, petróleo, gás e derivados.

ANEEL – Agência Nacional de energia elétrica [59] – Criada com o intuito de medir, regular, e fiscalizar o funcionamento do setor elétrico de forma a proporcionar condições favoráveis para que o mercado de energia elétrica se desenvolva com equilíbrio entre os agentes e em benefício da sociedade.

ONS – Operador Nacional do Sistema [56] – O ONS se restringe à operação e controle físico do sistema, dentre outras funções a ONS determina, a cada intervalo de tempo, a produção de energia de cada gerador do sistema para atender todo o consumo da energia elétrica (despacho da geração).

CCEE – Câmara de Comercio de Energia Elétrica [60] - A CCEE é responsável pelas transações comerciais, cálculo e divulgação dos preços spots e

organização/realização dos leilões de energia elétrica (promulgado pela ANEEL). Ambas as instituições (CCEE e ONS) são supervisionadas pela ANEEL.

CMSE - Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico [57] – É a CMSE responsável pela avaliação e monitoramento da continuidade e segurança do sistema.

CNPE - Conselho Nacional de Política Energética [57] - O CNPE é um órgão de assessoramento a presidência da república entre suas funções está a de assegurar o fornecimento energético a áreas mais remotas do país.

2.3.2 A Comercialização de Energia Elétrica

Como fruto das reformas incorridas no setor, o atual modelo brasileiro de comercialização de energia determina que **toda a demanda de energia do sistema deva ser contratada**⁷, desta forma, garante uma maior **segurança** do sistema e incentiva à expansão no setor geração de energia elétrica. Ademais, cada contrato firmado deve ser assegurado por um “lastro” físico de energia, comumente chamado de “energia firme” ou “energia assegurada”.

A energia firme é uma quantidade estabelecida e divulgada pelo ANEEL, para cada agente gerador do sistema, determinando uma quantidade máxima de energia a ser vinculada em contratos pelo gerador. O objetivo é evitar que os geradores comprometam em contratos uma parcela de energia que possua um determinado risco de não ser gerada. Assim, este lastro garante que o sistema sempre atenda a sua demanda, mesmo em momentos de pouca produtividade das hidrelétricas (baixa afluência).

A ANEEL [59] define a energia firme como a máxima produção de energia que pode ser mantida quase que continuamente pelas usinas hidrelétricas ao longo dos anos, simulando a ocorrência de cada uma das milhares de possibilidades de seqüências de vazões criadas estatisticamente, admitindo certo risco de não atendimento à carga, ou seja, em determinado percentual dos anos simulados,

⁷ Lei nº 10848/2004, pelos Decretos nº 5163/2004 e nº 5.177/2004

permite-se que haja racionamento dentro de um limite considerado aceitável pelo sistema. Na regulamentação atual, esse risco é de 5%.

A Figura 2-3 exemplifica cálculo da energia firme para um gerador hidrelétrico (G1) através do histograma dos cenários de geração obtidos para este gerador. Os dados físicos de G1 tais como capacidade, limites operacionais e histórico de geração são apresentados no ANEXO A deste trabalho. Para simulação dos cenários de seqüências de vazões foi utilizada a técnica de simulação de Monte Carlo, que consiste na variação aleatória em $\pm 5\%$ em torno do perfil histórico da geração de G1 e uma taxa de indisponibilidade da planta de 0,01%.

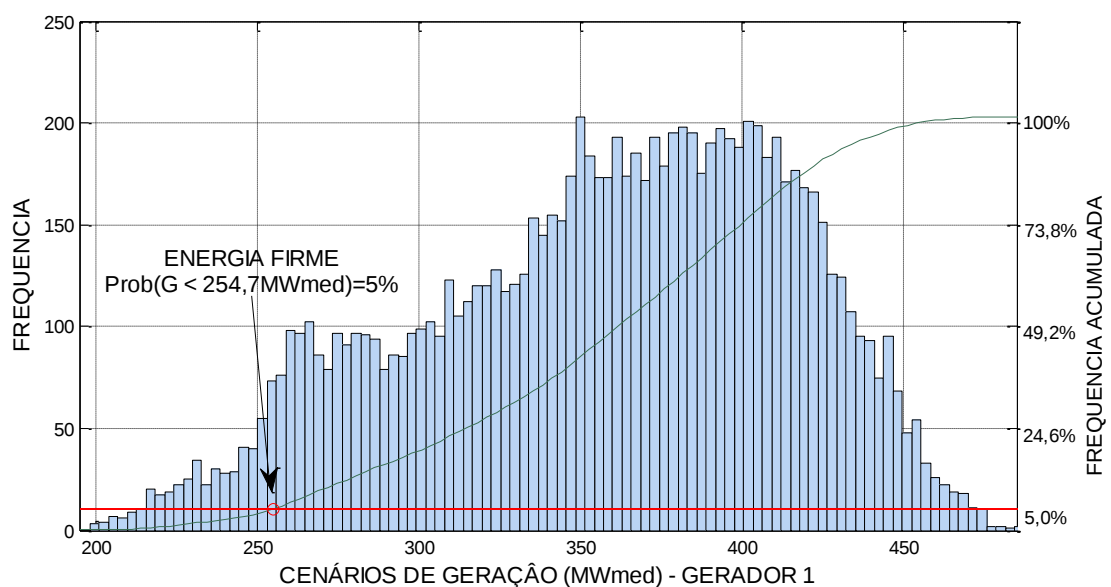


Figura 2-3 - Histograma dos possíveis cenários de produção de G1 (Fonte: Própria)

Na Figura 2-3 pode ser observado que, no universo de amostras de geração simuladas para G1, em 95% dos casos a planta produz acima de 254,7 MWmed. Em outras palavras, a probabilidade que esta unidade produza abaixo deste valor é de apenas 5%. Este valor equivale à energia firme da unidade e constitui o lastro de energia a ser negociado em contratos bilaterais por G1.

Em relação à comercialização de energia, são instituídos dois ambientes para celebração de contratos de compra e venda de energia: o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL).

No ACL a negociação é livre entre vendedores (comercializadores, geradores, produtores independentes ou auto-produtores) e compradores (consumidores livres, comercializadores e importadores e exportadores).

No ACR a negociação é regulada e resulta em *contratos bilaterais regulados*, denominados Contratos de Comercialização de Energia Elétrica no Ambiente Regulado (CCEAR), celebrados entre Agentes Vendedores e Compradores (distribuidores) que participam dos leilões de compra e venda de energia elétrica. Assim, os CCEAR são frutos fundamentalmente de leilões de médio/longo prazo de energia realizados pelo MME através da CCEE. Os **agentes distribuidores são obrigados a contratar toda sua demanda através de leilões de energia de médio/longo prazo**, tornando este mecanismo responsável pela maior parte das transações de energia elétrica no Brasil [60].

O modelo brasileiro prevê dois tipos de leilões de energia: (i) o leilão de energia velha, onde é negociada energia de empreendimentos já existentes; (ii) leilão de energia nova, onde é negociada energia de empreendimentos que serão construídos. Por sua vez, estes são separados em três categorias: A-5, A-3, A-1, onde número indica a quantidade de anos de antecipação da realização do leilão em relação ao ano A. Os leilões A-3 e A-5 são para novos empreendimentos, enquanto o A-1 é para energia de empreendimentos já existentes. Além disso, existem **leilões de ajustes** para complementação da demanda das concessionárias e também **leilões de energia de reserva** como forma de aumentar a segurança do sistema.

Os leilões são baseados no critério de menor tarifa, onde os vencedores dos leilões são agentes que venderem energia ao menor preço[60].

Não há disputa entre as cargas para adquirir energia elétrica proveniente de um leilão, nem sequer há a possibilidade da realização de lances ou de qualquer inferência na seleção dos vendedores de energia elétrica. Desta forma, não existe qualquer ingerência dos agentes distribuidores a respeito do preço da energia elétrica que será por eles adquirida através do leilão [24]. Assim, os leilões de energia elétrica ocorridos no Brasil têm como característica fundamental serem leilões de oferta de médio/longo prazo

O balanço da energia que é contratada nos dois ambientes e a realmente consumida pelo sistema é negociada no mercado de curto prazo, ou mercado spot.

Assim, o mercado spot brasileiro é por definição resultado da diferença entre a energia consumida e a energia contratada, ou seja, o agente que gerar/consumir menos ou mais que o contratado deve comprar/vender no mercado Spot.

Comercialmente o Brasil é dividido em quatro grandes submercados: Norte, Nordeste, Sul, Sudeste. Onde é calculado um preço para cada submercado. O preço spot é baseado no custo marginal do sistema calculado através do despacho centralizado a mínimo custo por ordem de mérito realizado pelo ONS. A forma de cálculo do preço spot, também chamado Preço Líquido por Diferença (PLD), é melhor detalhada na seção a seguir.

2.3.3 Planejamento da operação e a formação do preço da energia

O planejamento da operação do sistema de potência tem como objetivo encontrar uma política operacional que forneça energia elétrica ao sistema, em um determinado período de planejamento, com confiabilidade e por um custo mínimo. A formulação e a solução do problema estão intrinsecamente relacionadas às características de cada sistema [61].

O planejamento da operação em sistemas puramente termelétricos (conhecido comumente como despacho econômico) visa minimizar o custo de operação do sistema, através da redução e/ou priorização do consumo de combustíveis. O problema pode ser resolvido através da ordenação das unidades geradoras em função dos seus custos operativos, onde cada MWh adicional de carga é atendido pela unidade geradora disponível com custo operativo menor (lista de prioridades - ordem de mérito). No entanto, outros fatores devem ser considerados para a operação ótima do sistema, tais como: custo de entrada em operação das máquinas, limite nas taxas de tomada de carga dos geradores, limitações de transmissão, restrições ambientais, tempos mínimos e máximos de operação e tempo de resfriamento. Tais características contribuem para a não linearidade e complexidade do problema [40] [62].

A formulação matemática simplificada do despacho econômico é apresentada a seguir:

$$\text{Min: } \sum_{i=1}^{N_T} F_i(P_{g_i}) \quad (2.1)$$

S.a:

$$P_g - P_{loss} = L \quad (2.2)$$

$$\underline{P}_g < P_g < \bar{P}_g \quad (2.3)$$

Onde N_T , P_{g_i} , $F_i(P_{g_i})$, P_{loss} , L , $\bar{P}_g$ e $\underline{P}_g$ representam respectivamente: número de geradores, potência gerada, custo, perdas do sistema, demanda e limites máximo e mínimo de geração. As Equações (2.2) e (2.3) representam respectivamente as restrições de igualdade (balanço de potência) e desigualdade (limites de geração).

O custo marginal⁸ do sistema é dado pelo *multiplicador de Lagrange* (λ) representado pela derivada $\partial F / \partial P_g$ associada à restrição de balanço potência. Para o despacho realizado por ordem de mérito, o custo marginal é dado pelo custo do ultimo gerador a ser despachado (gerador marginal) [40].

O planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos - PSOH (conhecido também como coordenação hidrotérmica) evidencia a possibilidade de utilizar a energia sem custos⁹ gerada a partir do aproveitamento da água represada em reservatórios, evitando assim, gastos com combustíveis nas geradoras termelétricas. Porém, diferentemente de sistemas puramente térmicos, os sistemas hidrotérmicos possuem o acoplamento temporal, ou seja, as decisões tomadas para um determinado período de planejamento influenciam diretamente nos períodos seguintes da programação. Além disso, outro problema ainda a ser considerado são

⁸ O custo marginal é definido como o custo do incremento de uma unidade na demanda [40]. Assim, considerando o sistema de energia elétrica, o custo marginal é definido como o custo de aumentar a carga do sistema em 1MW. Matematicamente corresponde à derivada da função custo em relação a uma potência em um dado intervalo de tempo.

⁹ O custo da produção das hidroelétricas, quando comparado à produção termoeleétrica, é muito menor.

as incertezas das afluições futuros nos reservatórios tornando a resolução deste problema ainda mais complexa que o Despacho Econômico [61][40][63].

Para ilustração, considere a Figura 2-4, onde é apresentada a relação entre custo de geração de um sistema e o volume armazenado em seus reservatórios após um determinado período de tempo. Note que quanto maior o volume final armazenado (maior economia de água) maior o custo imediato do sistema, ou seja, mais combustível foi gasto na geração de energia. Porém, menor é o custo futuro, pois existe energia “grátis” armazenada nos reservatórios. Análise similar pode ser feita do lado oposto, quanto menor o volume final armazenado, menor será o custo imediato e conseqüentemente maior o custo futuro do sistema.

Observe que solução que apresenta o menor custo total – custo futuro mais custo imediato – encontra-se em um ponto intermediário às duas extremidades. A política ótima do uso da água só é encontrada quando se equilibram o benefício imediato de seu uso com o benefício futuro de seu armazenamento.

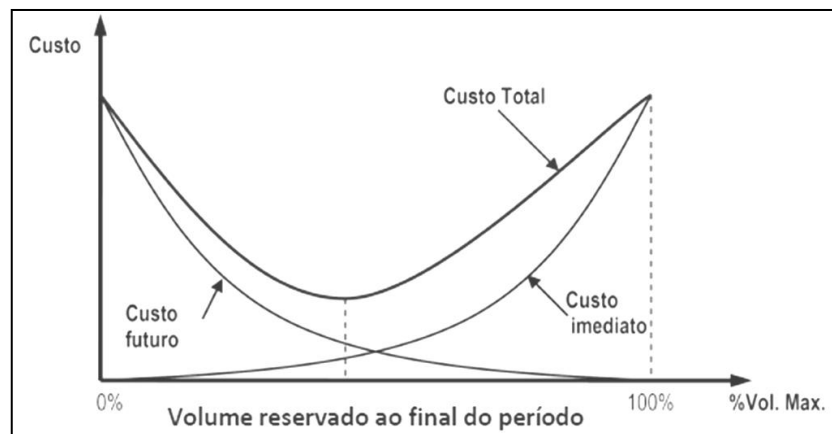


Figura 2-4 – Relação Custo x Volume Final Armazenado (Fonte: [64])

Deste modo, o problema planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos é formulado como a minimização dos custos relativos aos combustíveis utilizados pelo subsistema térmico, sendo o custo das usinas hidrelétricas associados à oportunidade de economizar tais combustíveis.

Para facilitar sua solução, o PSOH é dividido em horizontes de estudo: longo, médio e curto prazo. O planejamento longo e médio prazo preocupam-se com a administração ótima dos reservatórios em alguns intervalos de meses/anos para

uns poucos anos no futuro, buscando o mínimo custo para a geração térmica sujeito a incertezas na condição de fluxo de água na reserva e projeções semanais de geração para cada planta individualmente. O planejamento a curto prazo, por outro lado, se preocupa com a operação em dias ou horas bases durante uma única semana, atendendo a demanda de forma otimizar a operação elétrica e hidráulica, do seu ponto de vista, sujeita condições de fluxos determinadas, para que dessa forma o planejamento a longo/medio prazo seja realizado adequadamente [65].

A Figura 2-5 mostra a hierarquia para os modelos de longo, médio e curto prazo de planejamento. Nela pode-se observar que a informação usada para a análise do sistema é mais detalhada a medida que se considera um horizonte de planejamento mais breve. Além disso, devido ao encadeamento dos modelos, a decisão resultante da simulação de um modelo influencia diretamente a decisão dos outros [63].

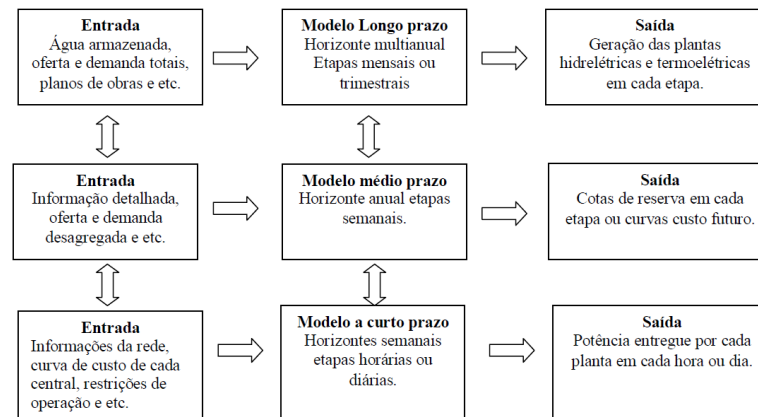


Figura 2-5 – Hierarquia para os modelos de longo, médio e curto prazo (Fonte:[63])

A formulação matemática para o planejamento de longo prazo é apresentado a seguir [66].

$$\min \sum_{t=1}^T \left[\left(\frac{1}{1+r} \right)^t \cdot C(t) \right] \quad (2.4)$$

S.a:

$$P_g(t) + H_g(t) - P_{\text{loss}}(t) = L(t) \quad (2.5)$$

$$H_g = \sum_{i=1}^{N_h} K_i \cdot \phi(x_i, q_i, s_i) \quad (2.6)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \left(y_i(t) - q_i(t) + \sum_{k \in \Omega_i} q_k(t) + s_k(t) - s_i(t) \right) \Delta t \quad (2.7)$$

$$\underline{x}_i < x_i < \bar{x}_i \quad (2.8)$$

$$\underline{q}_i < q_i < \bar{q}_i \quad (2.9)$$

$$\underline{u}_i < q_i + s_i < \bar{u}_i \quad (2.10)$$

$$\underline{p}_g < p_g < \bar{p}_g \quad (2.11)$$

Sendo,

T - Horizonte de Planejamento (meses/anos);

$C(t)$ - Custo do complemento térmico (\$);

p_g - Produção do subsistema térmico (MW);

h_g - Produção do subsistema hidráulico (MW);

N_g - Número de Plantas hidráulicas;

K_i - Produtibilidade da planta i ;

ϕ - Função de custo de geração hidráulica;

x_i - Volume do reservatório (m^3);

q_i - Vazão turbinada (m^3/s);

s_i - Vazão vertida (m^3/s);

y_i - Vazão incremental (m^3/s);

Ω - Conjunto de plantas rio acima;

r - Taxa de juros.

As equações (2.5) a (2.7) representam as restrições de igualdade do problema, respectivamente, balanço energético, geração hidráulica e curva de continuidade hidráulica. As equações (2.8) a (2.11) representam respectivamente, as restrições de desigualdade do problema, limites hidráulicos - volume, vazão e defluência; e limites geração térmica. A geração hidroelétrica apresentada na equação (2.6) é dada em função da altura de queda e defluência dos reservatórios.

O planejamento da programação hidrotérmica no Brasil é determinado através do programa NEWAVE. Desenvolvido pela CEPEL¹⁰, O NEWAVE modela o parque de geradores hidrelétricos de forma agregada, representando as usinas hidrelétricas de cada subsistema através de um reservatório equivalente de energia. O modelo é estocástico e usa a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) para determinar a política operativa que minimiza o custo esperado da operação em um horizonte de planejamento de cinco anos [60][66][67].

A solução encontrada é segmentada (desagregada) em usinas individualizadas com o uso de outros modelos auxiliares, que fazem parte da metodologia em questão. O DECOMP – para o planejamento a médio prazo; e o DESSEM - usado para curto prazo. Tais modelos são utilizados pelo ONS para o despacho dos geradores do SIN e também pela CCEE para o cálculo o preço spot do sistema baseado no custo marginal da operação.

Outro modelo de planejamento hidrotérmico é o ODIM, desenvolvido por pesquisadores da UNICAMP. Nesse modelo, a aleatoriedade das vazões afluente é tratada de forma indireta, através de um previsor de vazões e de um otimizador com usinas individualizadas. As decisões de quantidade de despacho hidrotérmico, por usina, são fornecidas a cada intervalo durante o planejamento, considerando as vazões previstas e a otimização da geração hidráulica do sistema. Em resumo, trata-se de um modelo onde: as usinas termelétricas e hidroelétricas são individualizadas; as usinas têm representação detalhada de suas características; e as vazões afluentes têm suas estocasticidades representadas indiretamente [67][68][69].

Estudos recentes, feitos em [67], concluíram que a metodologia usada pelo modelo ODIN se revela mais eficiente do que a do modelo NEWAVE. Os resultados demonstrados pelo autor constataram que a operação feita pelo ODIN é mais econômica, segura e sustentável.

Diferentes técnicas de solução do POSH – Longo Prazo podem ser encontradas na literatura, dentre estas se destacam: a Programação Dinâmica [70];

¹⁰ Centro de Pesquisas de Energia Elétrica

a Relaxação de Lagrange [71]; a Programação Linear [72]; os métodos dos Pontos Interiores [73]; Metaheurísticas [61] [64][69].

2.3.4 Liquidação e Regras de Mercado

Para a liquidação mensal a CCEE utiliza mecanismos e regras de forma a tornar o mercado mais igualitário. Entre estas regras está o *Mecanismo de Realocação de Energia* - MRE. O MRE é um mecanismo financeiro para mitigação dos riscos hidrológicos, funcionando como um “*hedging*” compulsório entre as usinas hidrelétricas que compõem o sistema, repartindo os riscos da venda em longo prazo entre seus participantes [59].

O MRE consiste na realocação do total gerado pelo sistema entre cada participante do mecanismo, ou seja, o valor liquidado pelo CCEE no final de cada mês não é o efetivamente gerado por cada gerador, e sim a sua parcela alocada no MRE. De forma simples, o objetivo maior do MRE é transferir a sobra da energia dos agentes que geraram acima de suas energias firmes entre os agentes que geraram abaixo.

A parcela de cada agente é calculada sobre a fração da energia assegurada de cada participante conforme Eq. (2.12).

$$F_{mre}^i = \frac{EA_i}{\sum_{k=1}^s EA_k} \quad (2.13)$$

Sendo:

F_{MRE}^i - Fração de energia da unidade i.

EA_i - Energia Assegurada da unidade i.

S - Número de unidades participantes do MRE.

Assim a energia alocada para cada unidade pelo MRE, e que efetivamente será utilizada para a liquidação do mercado, será o produto da sua fração (F_{MRE}^i) pela energia física total gerada pelo sistema.

Para exemplificação, considere um sistema formado por quatro unidades hidrelétricas em cascata - G1, G2, G3 e G4. Os dados de cada unidade tais como

afluências, limites operacionais e séries históricas de geração são apresentados no ANEXO A. Os dados de capacidade da unidade, energia firme e fração de energia assegurada das unidades são apresentados na Tabela 2-4.

Tabela 2-4 – Dados de Capacidade, Energia Firme e Fator de participação (exemplo de cálculo do MRE)

G	CAPACIDADE (MW)	ENERGIA FIRME (MWmed)	FATOR DE PARTICIPAÇÃO
1	600,000	254,817	0,182
2	500,000	187,831	0,134
3	750,000	344,446	0,246
4	800,000	611,017	0,437
Total		1398,111	1

Considerando a aplicação do MRE sobre o despacho físico das unidades do sistema, conforme apresentado na Tabela 2-5, observa-se o **Gerador 1**, apesar de fisicamente produzir abaixo de sua cota, tem seu valor liquidado acima de sua energia firme. Da mesma forma, os outros 3 geradores tiveram seu valor liquidado diminuído em relação a energia gerada, referente a energia alocada pelo MRE para o **Gerador 1**.

Tabela 2-5 – Exemplo de cálculo do MRE sistema de quatro unidades geradoras.

G	CAPACIDADE (MW)	GERAÇÃO FÍSICA (MWmed)	FATOR DE PARTICIPAÇÃO	VALOR LIQUIDADO (MWmed)
1	600,000	200,00	0,182	258,989
2	500,000	223,00	0,134	190,906
3	750,000	363,00	0,246	350,085
4	800,000	635,00	0,437	621,020
Total		1421	1	1421

Este exemplo demonstra a desvinculação da produção física de cada unidade participante do MRE com seu crédito de energia. Segundo Street [18], tal desvinculação permite ao ONS o despacho ótimo (e.g. mantendo um grande reservatório cheio por vários meses, com geração reduzida, para aumentar a segurança do sistema) sem necessariamente afetar o fluxo de caixa dos proprietários. Além disso, o crédito de energia do MRE apresenta menos

variabilidade que geração física individual das unidades, ou seja, menor risco de déficit de energia contratada por partes dos geradores.

Para a liquidação financeira, o CCEE conta ainda com outros mecanismos como o MSDC (Mecanismo de Compensação de Sobras de Déficits), que permite às distribuidoras transferências de contratos frutos de leilões energia existentes [60][24].

2.4 Comentários do Capítulo

Neste capítulo foi feito um breve apanhado relativo ao setor elétrico, sua reestruturação, os modelos de mercado e mecanismos de comercialização da energia, referente principalmente ao mercado brasileiro. Ressaltam-se neste capítulo, aspectos relacionados com a utilidade de ferramentas de suporte à análise dos mercados e suporte à tomada de decisão, tais como: a predominância hidráulica no sistema de geração, que por característica insere uma incerteza e variabilidade no preço spot percebida principalmente nos horizontes de médio/longo prazo; e a regras e sistemáticas de mercado como o despacho centralizado por ordem de mérito e o MRE. Tais aspectos são importantes para a definição do modelo de estratégia de oferta proposto nos capítulos seguintes.

3 Meta-heurísticas para Otimização

O propósito deste capítulo é apresentar um breve revisão sobre meta-heurísticas evolutivas para otimização de problemas, suas principais técnicas e princípios básicos.

3.1 Introdução

Nas ultimas décadas as técnicas computacionais inspiradas na natureza vem atraindo cada vez mais atenção no meio científico. A Natureza serve como uma fonte fértil de conceitos, princípios e mecanismos para projetar sistemas inteligentes para resolver problemas computacionais complexos [74][75].

Entre as mais conhecidas técnicas estão os *Algoritmos Evolutivos* (AEs). Os AEs compreendem diversos algoritmos inspirados na genética e na teoria da evolução das espécies de Darwin¹¹. São algoritmos estocásticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseada em processos análogos aos ocorridos na natureza tais como a reprodução, mutação, migração e seleção natural.

O paradigma Darwiniano é tipicamente emulado através de processos que consideram um conjunto de soluções (população), cada uma representada por uma estrutura (vetores ou matrizes), onde cada solução obtida é associada a uma aptidão (avaliação da solução do problema). A população passa por repetidos processos de evolução, cujo objetivo é a evolução da estrutura de soluções em relação ao ambiente que é submetida em busca da solução ótima. A grande

¹¹ Naturalista Inglês que foi responsável, juntamente com Alfred Wallace pela publicação da Teoria da Evolução das Espécies.

vantagem do uso de técnicas inteligentes para otimização está no caráter generalista de tratar os problemas, pois não requerem informações auxiliares, tais como o uso de derivadas.

A Tabela 5-1 exemplifica alguns termos da linguagem comumente adotados por meta-heurísticas para descrição das estruturas em ambiente computacional. O gene é por definição uma subdivisão da informação contida em um cromossomo, cada cromossomo possui certo número de genes, e cada um representa certa variável do problema.

Tabela 5.1: Termos biológicos e sua descrição

Termo Biológico	Descrição
Gene	Unidade básica de um cromossomo
Cromossomo	Indivíduo ou Organismo
População	Conjunto de cromossomo

A maioria das implementações dos AEs derivam-se de três abordagens fortemente relacionadas: os Algoritmos Genéticos (*Genetic Algorithm* – GA[76]), Programação evolutiva (*Evolutionary Programming* – EP[77]), e as Estratégias de Evolutivas (*Evolution Strategies* – ES[78]).

Nos últimos anos, uma nova área de pesquisa conhecida como inteligência coletiva (*Swarm Intelligence* - SI) inspirada no comportamento coletivo de algumas espécies da natureza, tem sido desenvolvida. Atualmente, o SI inclui dois tipos de algoritmos diferentes: a Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization* - ACO[79]) inspirada no comportamento das formigas; e o Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO[80]) criado a partir do comportamento de um grupo de aves ou peixes.

Variadas modificações nos algoritmos originais têm sido propostas, cujas mudanças podem ser vistas como componentes algorítmicas que proporcionam melhorias em desempenho e velocidade. Principalmente para o PSO, que apresenta a velocidade como característica principal relacionada a não necessidade da ordenação de grande número de variáveis como em outras técnicas. Além disso, outras técnicas inspiradas na inteligência coletiva têm surgido tais como *Bacterial Foraging Optimization* (BFO[81]) e o *Group Search Optimizer* (GSO [82]).

Em [61] e [75] é apresentado o Algoritmo Evolutivo Inspirado em Enxames (*Swarm-Inspired Evolutinary Algorithm* – SEA). O SEA é um fundamentalmente um AE cujas características de interação entre os indivíduos da população são inspiradas da SI.

A vantagem do SEA em relação a outros AE's é que ele possui uma memória coletiva, sendo a geração de novos indivíduos governada por esta memória. Por outro lado, diferente do clássico PSO, mantém em sua estrutura o conceito darwiniano da seleção natural. Desta forma, aproveitando as melhores características de cada campo de pesquisa.

Abaixo é apresentada uma breve descrição sobre as principais técnicas entre as áreas de Algoritmos Evolutivos e Inteligência Coletiva.

3.2 Algoritmos Evolutivos

Apesar da criação e desenvolvimento independentes, as três principais abordagens (GA, EE, PE) dos AEs possuem uma forte relação entre si, seus algoritmos possuem uma estrutura comum conforme apresentado na Figura 3-1.

INICIO
< 1 > Inicializar População (Gerar soluções aleatórias dentro do espaço de busca do problema)
< 2 > Avaliar População (Avaliação de cada solução gerada através da função objetivo, solução do problema)
< 3 > Enquanto critério de parada não satisfeitos, repetir.
 < 3.1 > Recombinação (gerar novas soluções através das informações anteriormente geradas)
 < 3.2 > Mutação (aplicar variação sobre as novas soluções resultantes da recombinação)
 < 3.3 > Avaliar novos candidatos (Avaliação de cada solução resultantes da mutação)
 < 3.4 > selecionar indivíduos para o próximo ciclo (Escolha das melhores soluções para novo processo)
Fim Enquanto
FIM

Figura 3-1 - Estrutura básica dos AE's

O primeiro passo (inicialização) refere-se a criação de uma população de soluções dentro dos limites estabelecidos do problema (soluções factíveis) que será submetida a repetidos processos evolucionários. Computacionalmente, os

indivíduos (cromossomo/solução) que formam a população podem ser codificados de 3 formas: *binária*, *inteira* e *real*; ou uma codificação híbrida entre estas.

Na *representação binária* – cada indivíduo é representado por uma sequência de *zeros* e de *uns* (aplicável em problemas de caráter booleano – e. g. estado aberto/ fechado); na *representação inteira* - o indivíduo é representado por uma sequência de números inteiros (aplicável em problemas combinatórios, problema de grafos, permutação, etc); e na *representação real*: O indivíduo é representado por um conjunto de números reais (empregados para problemas de otimização contínua).

O segundo passo é referente a avaliação de cada solução gerada. Nos AE's a função de avaliação tem o papel de representar os requisitos do problema para adaptá-lo. Ela forma a base para a *seleção*, e, portanto tem um papel muito importante no processo de evolução das soluções candidatas. Da perspectiva do problema, representa a tarefa a ser solucionada no contexto evolutivo. Tecnicamente, ela é uma função ou procedimento que determina a medida de qualidade no espaço de cada indivíduo. A função de avaliação é comumente denominada de função de desempenho ou função de aptidão (*fitness*) [83].

Após a geração e avaliação da população inicial são realizados repetidos processos evolutivos. Alguns dos principais operadores utilizados por meta-heurísticas clássicas (AG, EE, PE) são descritos abaixo:

- i. *Operador Reprodução (Recombinação)*: Combina as informações de dois ou mais indivíduos (pais) para gerar novos indivíduos (filhos). As versões mais comuns criam sempre dois filhos para cada operação. É o principal mecanismo de busca de nova informação nos AGs. No entanto, na PE ele não é utilizado, ficando apenas a encargo da *Mutação* esta tarefa. A literatura fornece variados métodos de Recombinação dentre eles os mais conhecidos são: recombinação de ponto único, recombinação de dois pontos, recombinação uniforme, e discreta.
- ii. *Operador Mutação*: Introduce e mantém a variedade genética da população, garantindo a possibilidade (potencial) de se alcançar qualquer ponto do espaço de busca. É o principal mecanismo de

busca de nova informação nas EE, é um mecanismo útil para evitar mínimos locais. Porém, se seu uso for exagerado, reduz a evolução a uma busca totalmente aleatória. Logo, um indivíduo deve sofrer mutações com probabilidade baixa (normalmente entre 0,001 e 0,1);

- iii. *Operador Seleção*: Operador onde é feita a escolha de quais indivíduos passarão para próxima geração (iteração) do algoritmo. Essa escolha normalmente é feita através da avaliação da função de desempenho de cada indivíduo. O operador de seleção para os algoritmos evolutivos, por sua semelhança aos mecanismos biológicos, segue os mesmos paradigmas, ou seja, as soluções mais adaptadas tendem a sobreviver, enquanto as mais fracas a desaparecer [84].

A literatura apresenta muitas variantes do processo de *seleção* dentre as mais conhecidas destaca-se: A seleção elitista, A Roleta, o Torneio, Amostragem Universal Estocástica. Nas EEs, especificamente, existem duas estratégias distintas de Seleção: *Estratégias* $(\mu + \gamma)$; *Estratégias* (μ, γ) . Na *Estratégia* $(\mu + \gamma)$ os indivíduos produzem descendentes, gerando-se uma população temporária de $\mu + \gamma$ indivíduos, assim são escolhidos μ indivíduos para a próxima geração. Na *Estratégia* (μ, γ) μ indivíduos produzem γ descendentes, com $\gamma > \mu$. Assim a nova população de γ indivíduos é formada por indivíduos selecionados do conjunto de descendentes. Logo o período de vida de cada indivíduo é limitado apenas a uma geração.

Ao longo dos anos variados operadores e regras para as mais diferentes técnicas foram propostos com intuito de melhorar o processo evolucionário, citam-se aqui alguns dos mais conhecidos: O operador Migração [85], Busca Local Aleatória (*Local Random Search* – LRS) [86], Regra do sucesso 1/5 [87][78].

3.3 Exame de Partículas

A Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization-PSO*) tem suas raízes em duas das principais componentes metodológicas: A Vida Artificial (A-life) - que inclui tópicos como Inteligência Coletiva e levanta estudos científicos, técnicos e psicológicos sobre comportamento coletivo na natureza como

em revoadas de pássaros ou cardumes de peixes - e a Computação Evolutiva e suas técnicas clássicas como os AG e as EEs. Foi proposta inicialmente em 1995 por Kennedy e Eberhart e vem evoluindo bastante desde então. É uma técnica de otimização estocástica e baseada em populações [80].

Kennedy e Eberhart, baseados em trabalhos anteriores, bem como na simulação do comportamento grupal de aves (originalmente elaborada por Frank Heppner, também conhecida como “*Aves de Heppner*”), propuseram uma metodologia de otimização similar ao procedimento adotado pelas mesmas para a localização de alimento [64].

A técnica desenvolvida pelo biólogo *Frank Heppner* é baseada no seguinte comportamento: pássaros estão dispostos aleatoriamente em uma determinada região à procura de um local para construir o seu ninho. Eles não sabem onde está esse lugar e este é um local único. A indagação é qual o melhor comportamento que os pássaros terão que realizar para alcançar seu objetivo; parece mais evidente que eles sigam o pássaro que estiver mais próximo do ninho. Inicialmente os pássaros voam sem nenhuma orientação prévia; eles se aglomeram em bandos, até que um consegue encontrar o ninho e atrai os que estiverem mais próximos. Pelo fato de um pássaro encontrar o ninho, a chance de os outros pássaros também encontrarem aumenta consideravelmente. Isto se deve ao fato de a inteligência ser social, ou seja, o indivíduo aprende com o acerto do outro [88].

3.3.1 A Descrição do Algoritmo

No otimizador por Enxame de Partículas os indivíduos de uma população são convencionalmente denominados de Partículas. Desta forma, uma partícula do PSO é composta por dois vetores: x e v .

$$P = x, v \quad (3.1)$$

Sendo que x representa a posição da partícula no espaço de busca, ou as variáveis do problema a ser resolvido e v a velocidade da partícula.

Estes valores são atualizados durante a iteração do algoritmo, sendo que ao longo das iterações as partículas guardam em suas memórias a melhor posição que cada uma já esteve, a avaliação de quais posições são as melhores fica a cargo

da função de desempenho, que é calculada a partir do vetor de posição x para cada partícula.

Os valores de x e v para uma partícula i durante uma iteração t são atualizados conforme as equações (3.2) e (3.3).

$$v_i(t) = C_1 \cdot \text{RAND}(0,1) \cdot p_{best_i} - x_i(t) + C_2 \cdot \text{RAND}(0,1) \cdot g_{best} - x_i(t) \quad (3.2)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t) \quad (3.3)$$

Sendo: p_{best} a melhor posição que a partícula i já esteve, g_{best} a melhor posição entre todas que o Enxame de partículas encontrou. C_1 e C_2 constantes de confiança, elas indicam o quanto uma partícula confia em si (C_1), e no bando (C_2), $\text{RAND}(0, 1)$ o número aleatório entre zero e um. A estrutura funcional do PSO é descrita na Figura 3-2.

```

INICIO
< 1 > Inicializar Enxame (Gerar soluções aleatórias dentro do espaço de busca do problema)
< 2 > Atualiza velocidades
< 3 > Atualiza Posição
< 3.1 > Atualiza memória coletiva
<4> Teste Critério de Parada
FIM

```

Figura 3-2 – Fluxograma básico PSO

A estrutura aqui apresentada é a mais clássica como proposta em [80]. No entanto, vários acréscimos e melhorias vêm sendo adicionados. Uma melhor revisão destes pode ser encontrada em [89].

3.4 Algoritmo Evolutivo Inspirado em Enxames

No *SEA*, assim como no PSO, a população de soluções é chamada de Enxame e cada indivíduo da população é denominado Partícula. Uma partícula i em um espaço de busca n -dimensional possui as suas coordenadas hiper-espaciais $x_i \in \mathbb{R}^n$ e velocidade $\lambda_i = \{\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \dots, \lambda_{in}\} \in \mathbb{R}^n$. Além disso, cada partícula possui um campo de visão que representa uma região dentro do espaço de busca que auxilia na geração de novos descendentes. A largura desse campo de visão é igual para cada partícula, sendo representada pelo vetor σ , onde $\sigma = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\} \in \mathbb{R}^n$. A Figura 3-3 apresenta um exemplo da localização de uma partícula qualquer e seu campo de visão em um espaço de busca unidimensional ρ .

Na Figura 3-3 o campo de visão da partícula - $f(\rho)$ é definido como uma função triangular $f: \rho \rightarrow \lambda$, onde a base do triângulo é uma região dentro do espaço de busca ρ , aqui denominada *largura do campo de visão* (σ); para auxiliar na geração de descendentes a altura do triângulo é mantida constante e igual a 1; a *partícula* se encontra na posição x e poderá gerar descendentes nas posições d_1 e d_2 encontradas a partir de sua velocidade λ .

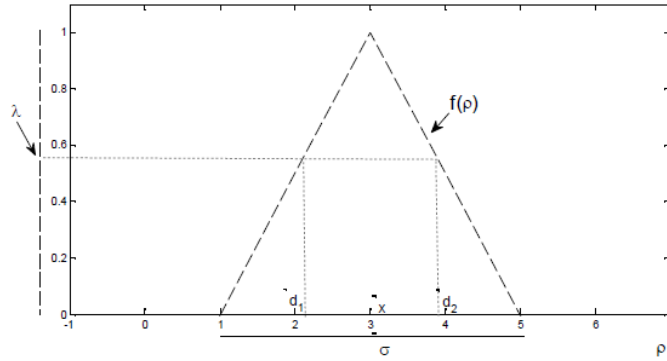


Figura 3-3 descrição do gene de cada partícula no SEA

Para um espaço de busca multidimensional o campo de visão é considerado para cada gene de uma *partícula* do *Enxame*. Assim $f(\rho)$ pode ser modelado matematicamente conforme apresentado na Eq.(3.4). Esta equação será importante durante o processo iterativo do SEA.

$$\begin{cases} SE & |\rho - x_i| \leq \frac{\sigma}{2} \rightarrow f_i(\rho) = 1 - \frac{2}{\sigma} |\rho - x_i| \\ SENÃO & \rightarrow f_i(\rho) = 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

Cada partícula mantém suas coordenadas no hiper-espaço de busca associadas a um valor de desempenho (*fitness*). Semelhante a outras técnicas baseadas em SI, o SEA mantém suas melhores informações adquiridas durante o processo iterativo guardadas na memória coletiva do enxame (*Pbest*, *Gbest*). Conforme definido em [80].

3.4.1 A Descrição do Algoritmo

A Figura 3-4 apresenta a descrição dos passos do algoritmo.

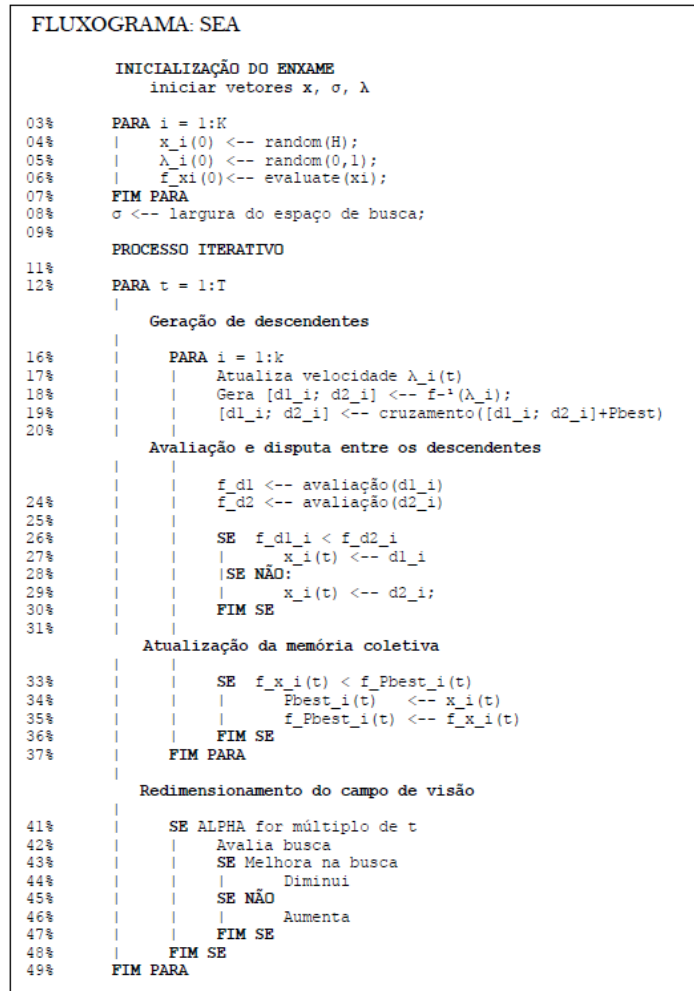


Figura 3-4 Fluxo básico do SEA

O primeiro passo do algoritmo refere-se à inicialização das partículas dentro do espaço de busca (H) assim como dos vetores de velocidade e campo de visão. Conforme descrito, as posições das partículas (x) são inicializadas com coordenadas aleatórias dentro do espaço de busca; a velocidade (λ) é fixada como um valor aleatório entre 0 e 1; a largura do campo de visão (σ) é igual à largura total da área de busca. Após o posicionamento, o grupo é então avaliado e seus valores de desempenho (*fitness*) armazenados em um vetor $f_x \in \mathbb{R}^k$ sendo k o número de partículas no grupo.

Após a inicialização dos vetores que compõem as partículas do grupo, segue o processo evolutivo do algoritmo. Este laço será executado um número (T) limitado de iterações durante as quais as partículas atualizam seus vetores de posição (x), velocidade (λ) e largura do campo de visão (σ), gerando novos descendentes dentro do espaço multidimensional.

3.4.1.1 Geração de descendentes das Partículas

O segundo passo do algoritmo é a etapa principal porque é nela que são criadas novas informações para a busca. Nesta etapa cada partícula i do *Enxame*, gera dois novos descendentes com coordenadas dentro do seu campo de visão, respectivamente $\mathbf{d}_{1_i}$ e $\mathbf{d}_{2_i} \in R^n$, encontradas a partir de sua velocidade λ_i . Entretanto, antes da geração de descendentes é necessária a atualização das velocidades das partículas.

3.4.1.2 Atualização da velocidade

A atualização de λ_i pode ser feita considerando diversos fatores conhecidos pelas partículas, obtidos da memória individual ou da interação desta partícula com o resto do enxame, como o conhecimento da melhor posição em que cada partícula já esteve (**Pbest_i**). A partir destes fatores, esta variável pode ser calculada com intuits variados, tais como: não se aproximar demais de outras partículas; pesquisar novas regiões; refinar a busca entorno das melhores soluções entre outras.

Neste trabalho, o movimento do Enxame de Partículas é realizado de forma que a busca se concentre nas melhores posições até então encontradas. Assim, Para atualização de λ são considerados três fatores provindos da memória coletiva do Enxame: (i) a melhor posição entre todas encontradas (Gbest); (ii) a melhor posição encontrada por cada partícula (**Pbest_i**) e; (iii) a inércia, referente ao valor atual de λ . Dessa forma, a velocidade para cada partícula é atualizada a cada iteração de acordo com a média aritmética desses 3 fatores conforme a eq. 10, sendo f uma função triangular apresentada em eq. (3.5)

$$\lambda_i(t+1) = \frac{f(Gbest) + f(Pbest) + \lambda_i(t)}{3} \quad (3.5)$$

Para geração das posições dos novos descendentes, idéia é que cada partícula gere duas posições ($\mathbf{d}_{1_i}$ e $\mathbf{d}_{2_i}$) dentro de seu campo de visão, sendo λ a representação o quão afastado da posição atual ($\mathbf{x}_i$) as posições serão geradas.

Conforme se observa na Figura 3-3 a solução para $f^{-1}(\lambda_i)$ são duas posições ($\mathbf{d}_{1_i}$ e $\mathbf{d}_{2_i}$) eqüidistantes de $\mathbf{x}_i$, sendo a distância de qualquer uma das

duas posições para x_i proporcional ao valor de λ_i . Tais posições podem ser interpretadas como possíveis posições de deslocamento para “procria” da partícula. Matematicamente, d_{1_i} e d_{2_i} podem ser determinados como segue:

$$d_{1,2_i} = x_i \pm \frac{\sigma \cdot (1 - \lambda_i)}{2} \quad (3.6)$$

Seguindo as etapas do fluxograma, após a atualização de λ (Eq.(3.5)) são encontradas as posições referentes aos descendentes das partículas (Eq. (3.6)). Respectivamente, linhas 18 e 19 do fluxograma.

3.4.1.3 Reprodução

Depois de encontradas as duas coordenadas (d_{1_i} e d_{2_i}) para os descendentes de cada partícula i é realizado um processo de cruzamento entre a população de descendentes e as posições armazenadas na memória coletiva do grupo ($Pbest_i$). A realização deste processo nesta etapa do algoritmo implica em uma aceleração da convergência do mesmo, onde uma informação nova gerada (d_{1_i} e d_{2_i}) é misturada a uma boa informação já conhecida, de modo que a busca se realize entorno das melhores regiões. Em outras palavras, aproxima o grupo às melhores posições encontradas tornando as novas partículas mais “fortes”. Por outro lado, este processo pode levar o algoritmo a cair em um ótimo local do problema; para evitar isso é recomendável que esse processo não ocorra a uma taxa elevada, assim as novas informações têm mais chance de serem repassadas.

A recombinação usada é do tipo discreta das EE's [74], similar a recombinação uniforme do GA. Neste processo os genes (variáveis) da população de descendentes podem ser aleatoriamente trocados por genes de $Pbest_i$ de acordo com uma taxa de recombinação a ser considerada.

3.4.1.4 Avaliação e disputa entre os descendentes

Definidas os dois descendentes gerados por cada partícula i e armazenados nos vetores d_1 e d_2 , a partícula pai i dá lugar para o descendente que tem a posição melhor avaliada entre d_{1_i} e d_{2_i} . A nova partícula passa a fazer parte do Enxame e herda os valores de velocidade e largura do campo de visão.

Nesta etapa também é calculada a função de desempenho, e a memória coletiva do Enxame (matriz ***Pbest*** e valores de *fitness*) é atualizada (linhas 21-37 do fluxograma).

3.4.1.5 Atualização do campo de visão das partículas

Um aspecto importante durante a busca é a forma como a largura campo de visão das partículas muda sua extensão ao longo das iterações do Algoritmo. O campo de visão da partícula representa uma região onde a partícula gera seus novos descendentes. O tamanho desta região vai variando ao longo das iterações. Conforme o Enxame vai buscando em uma determinada área, ele pode escolher por restringir sua busca - focalizar seu campo de visão para uma área menor - ou por expandir sua busca a áreas nunca antes visitadas.

O redimensionamento da largura do campo de visão das partículas é realizado conforme a *regra do sucesso do 1/5* proposta por Rechenberg [78][87]. Esta regra é aplicada a cada *Alfa* iterações do algoritmo, onde Alfa é outro parâmetro do método.

$$\sigma = \begin{cases} \sigma \cdot c_d & \text{se } \varphi < 1/5 \\ \sigma \cdot c_i & \text{se } \varphi > 1/5 \\ 1 & \text{se } \varphi = 1/5 \end{cases} \quad (3.7)$$

Sendo $\varphi(\alpha)$ é a taxa de sucesso da população durante as últimas α iterações, onde $c_i > 1$, $c_d < 1$ regulam o incremento e decremento da extensão do campo de visão das partículas, respectivamente.

3.5 Comentários do Capítulo

Neste Capítulo foi apresentada uma visão geral sobre metaheurísticas de otimização e algumas de suas técnicas clássicas e variações, dentre as quais deu-se ênfase ao SEA, visto que esta técnica é utilizada dentro do modelo de estratégia de oferta proposto no capítulo a seguir. O SEA foi escolhido por agregar as principais características, tanto do conceito Darwiniano de *seleção natural*, quanto da *memória coletiva* extraída da Vida Artificial, demonstrando eficiência quando aplicado a outros problemas em Sistemas de Energia, tais como Programação Hidrotérmica e o Despacho Econômico [75][61]. O Capítulo seguinte apresenta o modelo de suporte para formação de estratégia de oferta proposto nessa dissertação.

4 Modelo de Estratégia de Oferta

Este capítulo apresenta a formulação de uma estratégia de oferta para GENCO's participantes de leilões de longo/médio prazo de energia elétrica. Discorrendo quanto a receita da GENCO, os riscos associados ao ambiente de negociação e algumas métricas de risco. Além disso, descreve o modelo estrutural da ferramenta de auxílio proposta.

4.1 Introdução

Para cada agente em um ambiente competitivo – assim como nos leilões de energia – a lucratividade está associada ao desempenho da atuação neste ambiente onde uma estratégia de negociação é extremamente necessária. Porém, traçar uma estratégia de atuação exige um prévio estudo da situação, além de informações sobre o mercado e do ambiente. Entre estas informações pode-se citar: As regras e sistemáticas do ambiente de negociação – Leilão; informações sobre estado atual e futuro do setor como condições hidrológicas, crescimento da demanda e o preço de mercado; e informações privadas de cada agente como montante de investimento, custos operacionais, disponibilidade de novas usinas e entrada de novos empreendimentos.

Estas informações, apesar de previsíveis, podem ser imprecisas e complexas [22]. Assim, para uma GENCO os contratos bilaterais frutos dos leilões de energia, especificamente na categoria quantidade, embora garantam a receita da venda em longo prazo não excluem os riscos de perdas de lucratividade e/ou incerteza na remuneração de investimentos por má inferência sobre as variáveis estimadas que estejam relacionadas com a liquidação financeira da Genco.

Logo, a melhor estratégia de atuação do ponto de vista do agente gerador será aquela que consiga maximizar o lucro aliado mitigação dos riscos e incertezas associados à contratação de energia elétrica.

A estratégia proposta, semelhante a outros trabalhos como em [12] e [18], se subdivide em duas partes: (i) Previsão de Mercado Futuro, que inclui: previsão de demanda, planejamento da operação, previsão de preço no curto prazo e simulação de regras de mercado; e (ii) Maximização do Lucro considerando riscos associados a contratação. O modelo define uma curva de oferta como auxílio para uma GENCO participante de leilão de energia na categoria quantidade. A curva de oferta é resultado da maximização de uma função de utilidade não-linear que relaciona receita e risco. Adicionalmente, os riscos são tratados por duas métricas clássicas a *Variância* (teoria do portfólio) e o *Valor em Risco* (value at risk – VaR).

4.2 Ambiente de negociação – leilões de quantidade de energia

O ambiente de negociação aqui considerado é baseado nos leilões de energia existente e/ou leilões de ajuste realizados no Brasil. Estes leilões têm o objetivo de venda de energia no longo/médio prazo e resultam em contratos bilaterais entre geradores e concessionárias de energia para datas predefinidas. Conforme descrito no Cap. 2, tais leilões caracterizam-se por serem abertos, de oferta, multi-rodadas, a preços decrescentes. Considerando o ponto de vista do operador do mercado, o leilão de quantidade pode ser formulado como minimização da receita dos vendedores (geradores) sujeito a restrições de oferta e demanda do sistema conforme Eq. (4.1) [44].

$$\min \sum_{i=1}^m \pi_i \cdot Q_i \quad (4.1)$$

s.a:

$$Q_i \leq S_i \quad i = 1, 2, 3 \dots m \quad (4.2)$$

$$QD \leq EO \quad (4.3)$$

Onde Q_i , π_i , S_i , QD , m representam, respectivamente, a quantidade de energia ofertada pela GENCO i , o preço de oferta da GENCO i , a capacidade máxima de oferta para cada GENCO (relacionada ao limite físico máximo de geração),

quantidade de energia demandada do sistema, número de GENCO's participantes do leilão e a quantidade de energia ofertada pelos geradores conforme Eq. (4.4).

$$EO = \sum Q_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (4.4)$$

O modelo de leilão formulado na Eq. (4.1) possui a sistemática dividida em duas fases.

FASE 1 - SEQUENCIAL MULTI RODADAS

Esta fase acontece de forma seqüencial, onde as GENCO'S dão lances apenas de quantidade de energia. O preço é definido pelo operador de mercado (leiloeiro). Esta fase tem o objetivo de classificar as GENCOS's e suas ofertas de quantidade de energia para a FASE 2. A seguir é apresentada a sistemática desta fase.

1. O operador (leiloeiro) calcula a quantidade real demandada para o leilão (QD) – soma das demandas estabelecidas pelas concessionárias de energia. Esta informação restrita apenas ao Operador.

$$QD = \sum_{j=1}^n D_j \quad (4.5)$$

Sendo, n o número de DISCO's (concessionárias de energia) participantes do leilão e D a quantidade de energia demandada por cada DISCO.

2. O operador (leiloeiro) calcula uma quantidade demandada de referencia (QR). Sendo $QR > QD$. Este valor é utilizado de forma a garantir a convergência do leilão e define uma sobra de demanda para a segunda fase do leilão. Esta etapa tem como objetivo principal a atender restrição de oferta e demanda conforme definido na Eq. (4.3).
3. O operador (leiloeiro) define o preço de oferta para início do leilão (π). O preço é o mesmo para todas as GENCO'S.
4. Considerando o preço (π) cada participante i define uma oferta de quantidade de energia (EO_i).

5. A oferta de cada GENCO é validada pelo operador (atender restrição de limites oferta Eq. (4.2) e (4.4)).
6. O total de energia ofertada (EO) e o total de energia demandada (QD) são comparados a cada rodada. Desta forma, se:
 - a. $EO < QD$ – O leilão é encerrado sem vencedores, pois a oferta é insuficiente para cobrir a demanda (restrição Eq. (4.3) não atendida).
 - b. $EO > QR$ – uma nova rodada é iniciada e um novo preço de oferta é calculado a partir do decremento do preço atual (retorno ao passo 4).
 - c. $EO < QR$ e $EO > QD$ – a fase é declarada concluída e os resultados classificados de preço atual e quantidade de energia são aqueles dispostos na rodada anterior (a não ser quando a fase é concluída na primeira rodada) – início da FASE 2.

Apenas o preço de oferta e quantidade energia disponível é divulgado para cada participante ao longo das rodadas. Sendo a oferta de energia para cada participante obrigatoriamente menor ou igual à quantidade ofertada na rodada anterior.

A Figura 4-1 apresenta um exemplo para a sistemática do leilão considerado cinco GENCO'S.

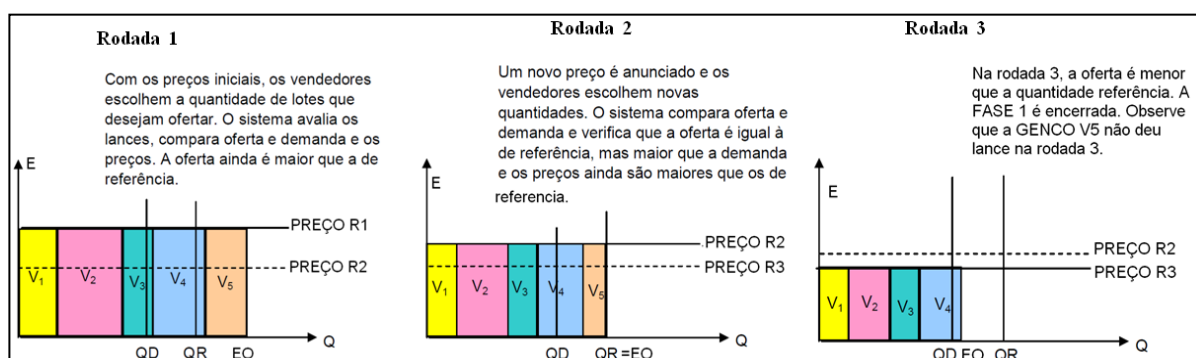


Figura 4-1 – Exemplo FASE 1 Leilão de quantidade de energia (Fonte: Própria).

FASE 2 – SELADA LIQUIDAÇÃO DISCRIMINATÓRIA

Esta fase é um leilão fechado de primeiro preço conforme descrito no Cap. 2. As ofertas são preços de energia para as quantidades classificadas na rodada anterior. A liquidação é feita de forma discriminatória, ou seja, o gerador recebe o que oferta (*pay as bid*). O preço de oferta não pode ser maior que o preço da penúltima rodada da Fase 1.

4.3 Formulação do Lucro de uma GENCO

O lucro dos agentes geradores leva em conta os contratos firmados em ambos ambientes, juntamente com a liquidação do mercado spot menos custos operacionais e tarifas transmissão. A Equação (4.6) descreve o lucro ($\tilde{L}$) do agente gerador para um período fixo tempo.

$$\tilde{L} = \pi \cdot P + \tilde{\pi}_{spot} (\tilde{G} - P) - C_v(P) \quad (4.6)$$

Sendo:

π Preço de contrato (\$/MWh);

P Montante de energia ofertada (MWh).

$\tilde{\pi}_{spot}$ Preço do mercado spot (\$/MWh);

$\tilde{G}$ Energia fisicamente despachada (MWh);

$C_v(P)$ Custo associado à operação e taxas de transmissão (\$) ¹².

A presença de variáveis aleatórias ($\sim$) na formulação do lucro dos agentes é reflexo da natureza futura do contrato e incerteza relacionada ao preço spot e geração física dos geradores.

4.4 Riscos associados à contratação de energia elétrica

De forma geral o risco pode ser definido como uma situação em que há probabilidades mais ou menos previsíveis de perda ou ganho como, p. ex., num jogo

¹² Neste trabalho os custos associados à operação e taxas de transmissão não foram levados em conta. Sendo todas as análises realizadas sobre a receita dos agentes.

de azar, ou numa decisão de investimento [90]. No contexto da contratação de energia elétrica do ponto de vista das GENCOs, a preocupação está na relação entre a oferta (preço e quantidade de energia) negociada e o preço spot e quantidade física despachada no período da entrega.

Como mostrado na secção anterior, o lucro provindo dos contratos de uma GENCO é dependente dos cenários de preço spot e geração física estimados para o período de entrega da energia onde a previsão destas variáveis esta associada a um dado grau de incerteza. No caso brasileiro a incerteza de tais variáveis está altamente correlacionada às afluências naturais nos reservatórios e consequente planejamento eletro-energético realizado. Desta forma, pode-se considerar o risco de contratação de energia vinculado a dois fatores preponderantes: a *volatilidade do preço spot* e *falta de energia* para suprir o contrato firmado (falta de lastro).

Uma boa inferência sobre os possíveis cenários futuros diminui o *risco* de perdas de oportunidades e iminente diminuição de receita. Considere para análise uma GENCO exposta quatro diferentes situações para o período de entrega da energia conforme descritos na Tabela 4-1.

Tabela 4-1 – Possíveis cenários para contratação de energia

Cenários	
1	$\{ \text{Geração (G)} > \text{Contrato (P)} \} \mathbf{E} \{ \text{Preço Spot } (\pi_{\text{spot}}) > \text{Preço Contrato } (\pi) \}$
2	$\{ \text{Geração (G)} > \text{Contrato (P)} \} \mathbf{E} \{ \text{Preço Spot } (\pi_{\text{spot}}) < \text{Preço Contrato } (\pi) \}$
3	$\{ \text{Geração (G)} < \text{Contrato (P)} \} \mathbf{E} \{ \text{Preço Spot } (\pi_{\text{spot}}) > \text{Preço Contrato } (\pi) \}$
4	$\{ \text{Geração (G)} < \text{Contrato (P)} \} \mathbf{E} \{ \text{Preço Spot } (\pi_{\text{spot}}) < \text{Preço Contrato } (\pi) \}$

O cenário 1 apresenta geração maior que a energia contratada e preço spot maior que o preço de contrato, ou seja, há sobra de energia que pode ser negociada no mercado de curto prazo. Logo, esta situação é favorável à GENCO, pois a energia não contratada é vendida a um preço maior que o preço de contrato. Por outro lado, se G for muito próximo de P evidencia-se uma perda de oportunidade de um maior faturamento no mercado spot. Esta possível perda de oportunidade ainda pode ser vista como excesso de aversão ao risco à volatilidade do preço spot.

O cenário 2, da mesma forma, apresenta uma sobra de energia que pode ser negociada no mercado de curto prazo. Porém, o preço de contrato é maior que o preço spot. Esta situação é desfavorável para a GENCO, devido à perda de oportunidade de uma maior contratação e também demonstra a aversão ao risco à volatilidade do preço spot, porém de forma positiva. Esta perda de oportunidade é maior conforme maior seja a diferença entre G e P.

O cenário 3 apresenta uma energia contratada maior que a energia gerada. Logo, a GENCO deverá comprar no mercado de curto prazo a diferença contratada, sendo o preço spot maior que o preço de contrato. Esta situação é desfavorável a GENCO, pois ocorre uma diminuição na receita bruta, causada pela falha na previsão do preço spot (mais alto que o esperado) ou pela falha na previsão da energia física gerada (menor que a esperada). Neste cenário diz-se que a GENCO está exposta negativamente ao mercado spot.

O cenário 4 apresenta uma contratação maior que geração física, assim o gerador também deve comprar a diferença no mercado spot. Por outro lado, diferente do cenário 3, o preço spot é menor que o de contrato. Esta situação apesar de ser desfavorável à GENCO devido o excesso de contratação pode ser fruto da percepção do baixo preço no mercado de curto prazo.

Considerando os cenários descritos acima, se conclui que a negociação presente de um produto futuro pode expor os geradores de forma positiva, ou negativa em relação ao mercado spot. Para contratação a GENCO deve se preocupar com duas formas de risco: O risco de contratar *menos* que a capacidade e ter que *vender* a energia no mercado spot com preço *menor* que o de contrato (subcontratação); ou risco de contratar toda a capacidade e perder a oportunidade de preços futuros mais altos (sobre-contratação). Cabe a GENCO encontrar a melhor estratégia de forma que concilie sua rentabilidade à mitigação de tais riscos. É aqui onde se situa este trabalho de dissertação de mestrado.

4.4.1 Métricas de Risco

A primeira grande dificuldade enfrentada pelas GENCOS está na avaliação ou valoração dos riscos expostos seguida da necessidade de uma estratégia de atuação diante destes. Na teoria econômica encontram-se várias

metodologias de métricas e valoração de riscos. Esta seção apresenta um breve resumo sobre algumas métricas de risco mais conhecidas.

4.4.1.1 A teoria do Portfólio

A primeira pesquisa que trata a relação retorno/risco sobre um determinado investimento foi realizada por Harry Markowitz em 1959 [91]. Em sua pesquisa, Markowitz define que o risco de um investimento em uma opção isolada é maior que se comparado com um investimento em uma carteira¹³ balanceada de investimentos [92][93].

Através de medidas estatísticas, Markowitz criou o modelo conhecido como *média-variância*, onde o retorno para os investimentos é dado pelo valor esperado dos retornos de cada investimento multiplicado pela participação de cada um deles na carteira; e o risco individual de cada investimento é considerado como a variância dos retornos.

Para mensurar o risco de toda a carteira, Markowitz leva em conta a *diversificação de portfólios*. Este conceito surgiu devido à semelhança no comportamento de empresas com mesmas características mediante oscilações de mercado. Por exemplo, duas empresas petrolíferas tendem a apresentar variações semelhantes em relação à variação no preço do petróleo. Assim um portfólio como “menor risco” será aquele com maior diversificação, ou seja, o portfólio de menor risco é aquele que contém ativos que apresentam pouca correlação entre si. No modelo *média-variância* a variação entre os investimentos é calculada através da matriz de covariâncias [92][93].

Para demonstração do modelo *média-variância*, considere uma carteira formada de dois ativos: ATIVO-1 e ATIVO-2. Sendo x_1 e x_2 a proporção de um portfólio P contendo os ativos, tal que $x_1 + x_2 = 1$. Logo, o retorno do portfólio P é calculado conforme Eq. (4.8).

$$E[\tilde{r}_p] = [x_1 \ x_2] \cdot \begin{bmatrix} E[\tilde{r}_1] \\ E[\tilde{r}_2] \end{bmatrix} = X^T \cdot E[\tilde{r}] \quad (4.8)$$

¹³ Grupo de ativos pertencente a um investidor

O risco mensurado para cada investimento individual é dado pela variância de seus retornos; assim o risco para os ativos 1 e 2 são:

$$\text{var}(\tilde{r}_1) = E[\tilde{r}_1^2] - E[\tilde{r}_1]^2 \quad (4.9)$$

$$\text{var}(\tilde{r}_2) = E[\tilde{r}_2^2] - E[\tilde{r}_2]^2 \quad (4.10)$$

Para mensurar o risco de todo o portfólio,, a diversificação dos investimentos é levada em conta, sendo calculadas as variações entre cada investimento através da matriz de covariâncias σ .

$$\sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Sendo,

$E[\tilde{r}_i]$ - Retorno esperado para um ativo i;

$\text{var}[\tilde{r}_i]$ - A variância individual do ativo i;

σ_{ij} - A covariância entre os ativos i e j.

Considerando o modelo média variância o problema da otimização de portfólios pode ser formulado conforme Eq. (4.12) - (4.15).

$$\min \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_i x_j \sigma_{ij} \quad (4.12)$$

S.a:

$$\sum_{i=0}^n x_i = 1 \quad (4.13)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i \cdot E[r_i] = R \quad (4.14)$$

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad (4.15)$$

O problema é formulado como programação quadrática, onde a função objetivo (Eq. (4.12)) minimiza o risco dos investimentos; sendo que a receita máxima do portfólio não pode ser menor que um valor R definido pelo investidor. n representa o número de ativos que compõe a carteira.

EXEMPLO 3.1:

Considere que um investidor possui duas opções de ativos (investimentos): A1 e A2. Onde os cenários de possíveis de retorno em cada ativo são dados conforme a Tabela 4-2 - Retornos do ativo A1 e A2.

Tabela 4-2 - Retornos do ativo A1 e A2

Cenários de retorno (probabilidade %)	Ativos	
	A1 (%)	A2 (%)
7.50	11.000	-3.000
8.40	9.000	10.000
7.50	17.000	2.000
7.50	7.000	20.000
1.00	-2.000	6.000
25.00	6.000	9.000
5.00	5.000	-1.000
9.60	12.000	4.000
9.50	5.000	12.000
1.00	-5.000	7.000
12.50	8.000	-10.000
5.50	-5.000	13.000

O retorno esperado para o portfólio é dado por $E[\tilde{r}]$ em função de x_1 sendo $x_1 = 1 - x_2$.

$$E[\tilde{r}] = [x_1 \ x_2] \cdot \begin{bmatrix} 0,07413 \\ 0,05584 \end{bmatrix} = [0,07413x_1 + 0,05584 \cdot (1 - x_1)] \quad (4.16)$$

A variância do portfólio é dada por $\text{var}(r)$:

$$\text{var}(r) = [x_1 \ x_2] \cdot \begin{bmatrix} 0,002239 & -0,0013746 \\ -0,0013746 & 0,006635 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

$$\text{var}(r) = [0,011624x_1^2 - 0,016020x_1 + 0,006635] \quad (4.17)$$

Assim, considerando diferentes composições de portfólios $[x_1 \ x_2]$, podem-se definir diferentes pares de retorno e risco, conforme apresentado na Figura 4-2. Esta curva é denominada de *Frenteira Eficiente (EF)*.

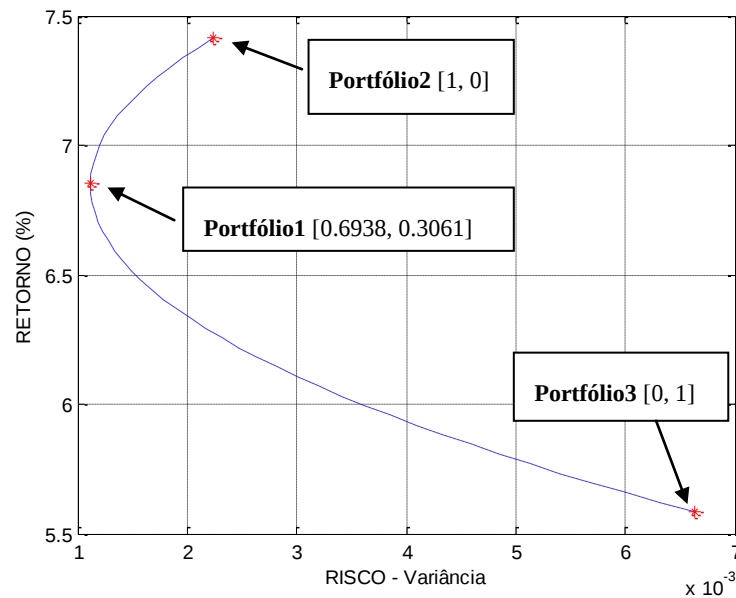


Figura 4-2 – Retorno x Risco (Variância)

A *Fronteira eficiente* é o conjunto Pareto-ótimo (*Pareto Optimal set*) entre os objetivos de alto retorno esperado e baixo desvio padrão. Ao longo da fronteira um objetivo não pode ser melhorado sem o sacrifício do outro. A *EF* apresenta ao tomador de decisão um claro conflito (*trade-off*) entre o risco e a expectativa do lucro [94].

Na Figura 4-2, o **Portfólio1** (composto: 61% por A1 e 39% por A2) é o que apresenta a melhor relação entre risco e retorno. O **Portfólio2** (composto somente por A2) apesar do alto retorno esperado apresenta quase o dobro do risco se comparado ao **Portfólio1**. O **Portfólio3** (composto somente por A1) é que apresenta a pior relação risco retorno.

4.4.1.2 Valor em Risco

O valor em risco (do inglês *Value at Risk - VaR*) é uma medida potencial da variação máxima do valor de uma carteira com uma determinada probabilidade ao longo de um horizonte pré-definido [95]. De forma geral, esta abordagem calcula o risco considerando a máxima perda para um dado nível de confiança (ou probabilidade).

Para definição do VaR , considere uma variável aleatória x que representa a perda de um determinado investimento ao longo de um período de tempo. A densidade de probabilidade de x é assumida como $p(x)$. Assim, a probabilidade de x não exceder um limite α é dada por:

$$c(x, \alpha) = \int_{x \leq \alpha} p(x).dx \quad (4.18)$$

Sendo $c(x, \alpha)$ a função densidade acumulativa de probabilidade até um limite α . O VaR para um nível de confiança $\beta \in [0,1]$ pode ser obtido conforme a Eq. (4.19).

$$VaR(x)_\beta = \min[\alpha \in R : c(x, \alpha) \leq \beta] \quad (4.19)$$

EXEMPLO 3.2:

Para ilustração, considere os mesmos ativos do Exemplo 3.1, onde será calculado o VaR com o nível de confiança de 95% ($\beta = 0.95$). As perdas em relação à média são dadas pela função P conforme Eq.(4.20).

$$P = E \tilde{r} - A1.x_1 + A2.x_2 \quad (4.20)$$

Para um portfólio composto por $x_1 = 0$ e $x_2 = 1$ a função densidade e acumulação de probabilidade das perdas P são apresentadas na Figura 4-3.

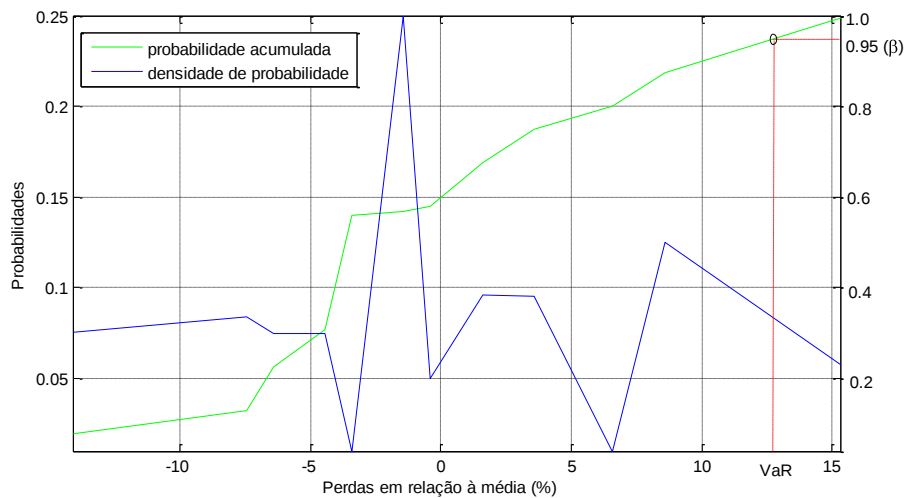


Figura 4-3 – Distribuição de Probabilidades EXEMPLO 3.1

Assim, conforme a Eq.(4.19), o VaR , ou a máxima perda para um nível de confiança igual a 95% será $c^{-1}(\beta)$ ou 13.584. Da mesma forma do EXEMPLO 3.1, pode-se traçar a *fronteira eficiente* para diferentes composições de portfólio considerando agora o VaR como métrica de risco (Figura 4-4).

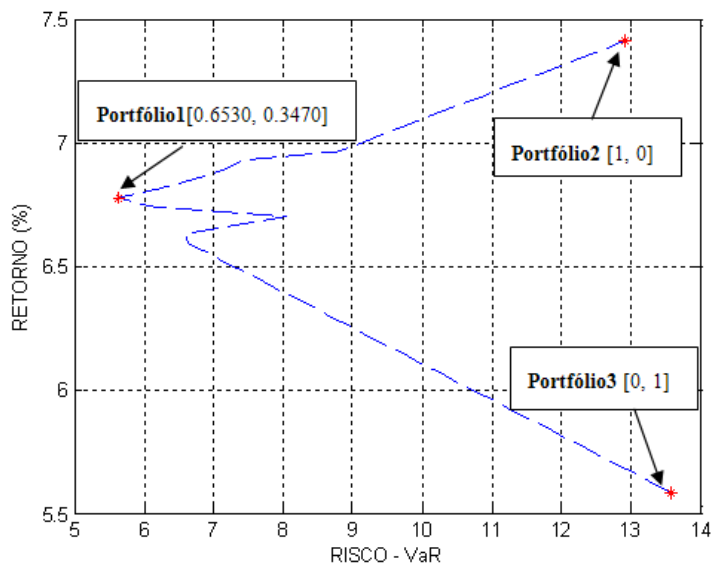


Figura 4-4 – Fronteira Eficiente EXEMPLO 3.2

O VaR , apesar de largamente aceito, possui características não-lineares, sendo de difícil otimização. Além disso, sua formulação não explicita nada em relação às perdas com níveis de confiança maiores que o definido.

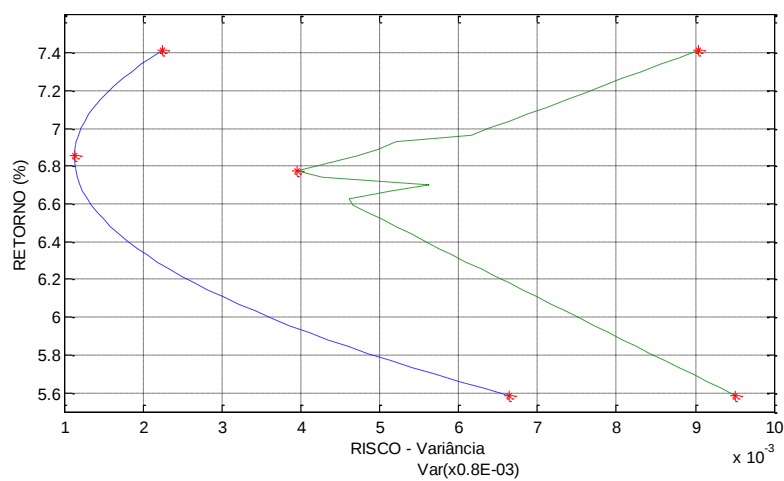


Figura 4-5 – Comparação entre a Variância e o VaR.

A Figura 4-5 apresenta uma comparação entre as Fronteiras Eficientes levantadas pelas duas métricas. Observe que o valor ótimo (melhor relação risco/retorno) é muito próximo considerando as duas métricas. Porém, enquanto a variância apresenta um comportamento convexo, o *VaR* apresenta alta não linearidade, demonstrando a dificuldade para sua otimização.

A literatura ainda apresenta variadas metodologias de valoração do risco, dentre as quais, citam-se:

- i. O *MINMAX* [96] - utiliza como medida de risco o resultado do cenário de pior retorno. Uma crítica muitas vezes associada aos modelos *MINMAX* é que estes são extremamente conservadores, caracterizados por uma forte aversão aos piores resultados.
- ii. *Semi-Desvios Positivos* [97] - Utiliza apenas os desvios positivos em relação à média. Este modelo não exige a formação da matriz de covariâncias, além de apresentar uma formulação linear tornando a solução mais rápida e eficiente, que, por exemplo, a *Variância*.
- iii. O *Prêmio de Risco e Equivalente Certo* [98][99] – O Prêmio de Risco é definido como a quantia máxima disposta a pagar para evitar determinado risco. Relacionada a ele, está o Equivalente Certo, que é a menor quantia determinada que defina o indivíduo indiferente entre o valor certo (quantia determinada) e o incerto (variável aleatória - risco).
- iv. O *CVaR* (Conditional Value at Risk)[95] – medida derivada do *VaR*, definida como o valor esperado condicional das perdas de um portfólio, dado que as perdas a serem contabilizadas são as maiores ou iguais ao *VaR*. Sendo, desta forma, uma medida de risco mais conservadora que o *VaR*, apesar de apresentar melhores propriedades e maior eficiência no processo de otimização.

4.5 Estratégia Proposta

Baseada nas informações anteriores, nesta seção é formulada uma ferramenta de auxílio na formação da estratégia de atuação de um agente gerador em um leilão conforme na seção 4.2. A estrutura da ferramenta proposta é descrita na Figura 4-6.

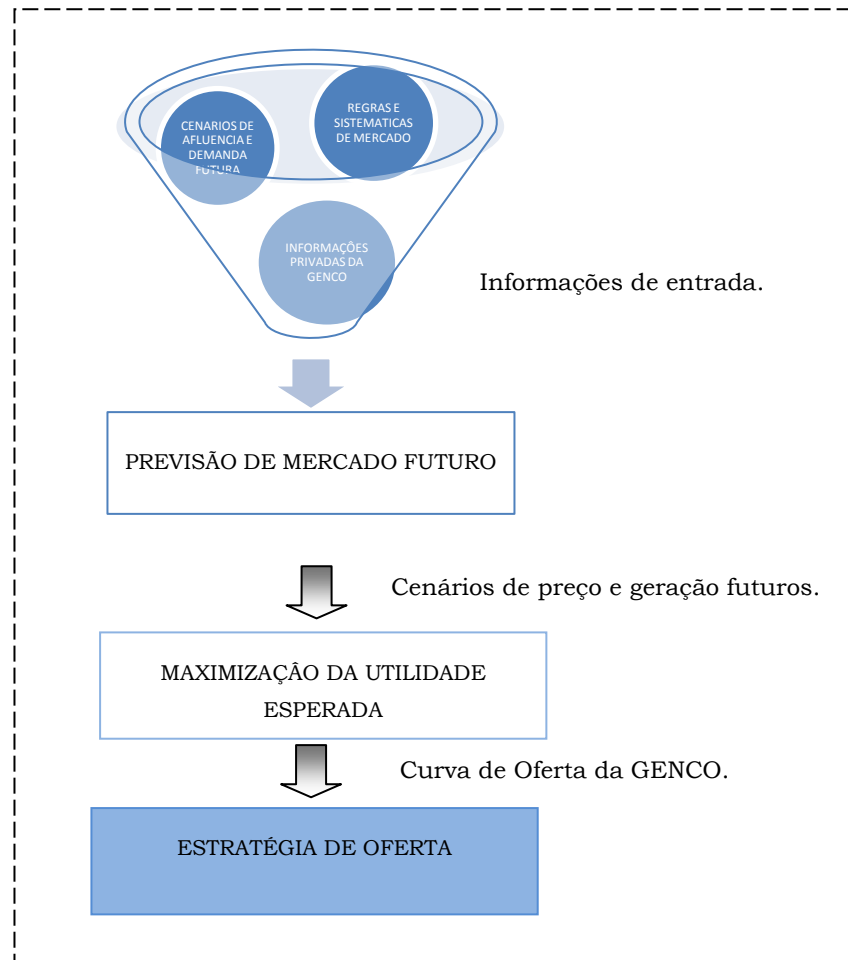


Figura 4-6 – Estrutura de auxílio para formação de uma estratégia de atuação de uma GENCO

4.5.1 Previsão de Mercado Futuro

A previsão do mercado futuro consiste de uma coordenação hidrotérmica de longo prazo considerando uma previsão de demanda definida, cenários de afluência e despacho térmico por ordem de mérito a mínimo custo. Esta etapa retorna um número específico de cenários de geração e custos marginais do sistema

para cada período no horizonte de programação. Para cada cenário gerado são simuladas regras de mercado tais como adotadas no mercado brasileiro de energia elétrica, por exemplo, o MRE. A partir desses cenários é então levantada uma curva de oferta da GENCO considerando os ricos associados à contratação da energia elétrica.

4.5.2 Maximização da Utilidade Esperada

A partir dos cenários gerados na primeira etapa, o modelo proposto considera a formulação de uma *curva de oferta* para cada agente. A curva de oferta para uma GENCO é definida como a relação entre quantidade disponível para venda (contratação) versus preço de contratação, conforme definido em [100]. Esta relação é necessariamente positiva, ou seja, quanto mais elevado for o preço do bem, maior será a quantidade que os produtores querem produzir e vender no mercado.

No contexto dos leilões de energia, a curva de oferta irá indicar aquela quantidade ofertada de energia (P) que maximiza a Receita ($\tilde{L}$) da GENCO para um dado preço de oferta ($\pi(\$/\text{mw})$) associado. Sendo a Receita ($\tilde{L}$) da GENCO para cada preço de oferta definido conforme a Eq. (4.6).

Assumindo que cada GENCO tem seu risco modelado conforme a função de utilidade $U(\tilde{L})$, a maximização da receita pode ser formulada conforme Eq. (4.21).

$$\text{Max: } U(\tilde{L}) = E\{\tilde{L}\} - y \cdot \text{Risk}(\tilde{L}) \quad (4.21)$$

Sendo:

$E\{\tilde{L}\}$ - A receita esperada para o contrato;

$\text{Risk}(\tilde{L})$ - O risco associado à receita ($\tilde{L}$);

y - Fator de aversão ao risco;

Este modelo considera uma função de utilidade semelhante utilizada em [11] e [16], onde é realizada simultaneamente a maximização da receita e a minimização do risco, sendo P a solução do problema para um dado preço de oferta.

De fato, levando em conta a fase 1 para um leilão de quantidade, os preços da energia são decrementados a cada rodada e cabe aos agentes apenas definir um lance de quantidade de energia para ofertar.

Sendo assim, pode-se definir uma curva de oferta, $F(P) \rightarrow \pi$ para cada GENCO, definindo um vetor de preços $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n]$, variando entre um preço mínimo e um máximo de contratação, associados à oferta de energia $P = [P_1, P_2, \dots, P_n]$, sendo cada valor de oferta P encontrado a partir da maximização da utilidade formulada na Eq. (4.21).

Entretanto, este modelo exige n processos de otimização. Alternativamente, para realização de apenas um único processo e levando em conta a característica homogênea da receita esperada, o problema é formulado como a maximização do somatório das utilidades para dado um vetor de preços de oferta, conforme Eq. (4.22).

$$\text{Max: } \sum_{i=1}^n U(\tilde{L}_i) \quad (4.22)$$

s.a:

$$P_{j-1} \leq P_j \quad \text{sendo } j = 2 \dots n \quad (4.23)$$

Esta formulação, além de permitir que seja realizado apenas um processo de otimização, tem explicitada a restrição imposta pelo ambiente de negociação, no qual o lance ofertado deve ser menor ou igual ao da rodada anterior (Eq. (4.23)).

Para o cálculo dos riscos são consideradas as duas métricas supracitadas, *VaR* e *variância*.

Para o cálculo da variância é utilizada a relação quadrática entre variância e quantidade de energia (P), obtida através desdobramento da Eq. (4.24). Esta equação demonstra que para qualquer cenário de geração e preço spot a relação entre risco (variância) e oferta (quantidade de energia) será uma curva de segundo grau.

$$\begin{aligned}
Risk(\tilde{L}) &= \text{var}[\tilde{L}] = \text{var}[\pi \cdot P + \tilde{\pi}_{spot}(\tilde{G} - P) - C_v(P)] \\
&= \text{var}[\tilde{\pi}_{spot}(\tilde{G} - P)] = \text{var}[\tilde{\pi}_{spot} \cdot \tilde{G} - \tilde{\pi}_{spot} \cdot P] \\
&= \text{var}[\tilde{\pi}_{spot} \cdot \tilde{G}] + P^2 \text{var}[\tilde{\pi}_{spot}] - 2P \cdot \text{cov}[\tilde{\pi}_{spot} \cdot \tilde{G}, \tilde{\pi}_{spot}] \\
&= k_1 \times P^2 - 2 \times k_2 \times P + k_3
\end{aligned} \tag{4.24}$$

Observe que a aplicação do modelo *média-variância* utilizando a Eq. (4.24) para o cálculo do risco diminui o esforço computacional a medida que as variáveis k_1 , k_2 e k_3 são constantes durante todo o processo de otimização.

Para o cálculo do *VaR* são consideradas as distribuições de probabilidade geradas a partir dos cenários de mercado criados na ETAPA 1, onde a função de perda de investimento é modelada como a diferença entre a receita e o seu valor esperado $E[\tilde{L}] - \tilde{L}$, ou seja, o *VaR* é calculado sobre as perda de oportunidade da GENCO em relação a sua receita média.

A partir da Eq. (4.24) observa-se que o risco independe do preço de oferta (π) tendo uma relação quadrática apenas com a oferta de quantidade (P), ou seja, a variância não depende do valor médio da receita. Tal qual, por propriedade, também é o *VaR*; logo, a minimização apenas do risco não garante o melhor retorno para a GENCO. Sendo, portanto, necessário um modelo que considere a otimização simultânea tanto do risco quanto receita.

4.5.3 Aplicação do SEA ao problema

Esta secção apresenta a aplicação da meta-heurística proposta à maximização da utilidade esperada conforme a formulação do problema apresentado na Eq.(4.22). Deste modo, tem-se a oferta (P) como variável solução do problema.

Para aplicação do SEA, definiu-se o vetor de ofertas (P) como as coordenadas de uma partícula. Deste modo, uma determinada partícula x_i é formada por n coordenadas P ($X_i = P_{i1}, P_{i2}, P_{i3}, \dots, P_{in}$). A população inicial $Pop(t)$ formada por k partículas será uma estrutura matricial $n \times k$ referente à posição das partículas no espaço de busca conforme Eq.(4.25) a seguir.

$$x = \begin{Bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1k} \\ P_{21} & \ddots & \dots & P_{2k} \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nk} \end{Bmatrix} \quad (4.25)$$

Cada partícula terá associado um valor de aptidão (*fitness*) calculado conforme Eq.(4.26).

$$F_i = \sum_{j=1}^n U(\tilde{L}_{ij}) - F_PENALIDADE_i \quad (4.26)$$

Onde $F_PENALIDADE$ representa a função de penalidade relacionada a restrição de oferta formulada conforme Eq.(4.27) a seguir.

$$F_PENALIDADE_i = L_{\max} \times \sum_{j=1}^{n-1} z_j \cdot (P_{ij} - P_{i(j+1)}) \text{ sendo } \begin{cases} z_j = 1, \text{ se } P_{i(j+1)} < P_{ij} \\ z_j = 0, \text{ se } P_{i(j+1)} \geq P_{ij} \end{cases} \quad (4.27)$$

Onde $L_{\max}$ representa o valor da receita considerando todos os valores de P iguais ao máximo e z_j é uma variável auxiliar para o calculo da penalidade.

A partir das premissas aqui apresentadas o processo evolutivo da estrutura x se dá conforme descrito no fluxograma apresentado no capítulo 3.

4.6 Comentários do Capítulo

Neste Capítulo é apresentado o modelo de suporte para estratégias de oferta de uma GENCO participante de leilão de energia (categoria quantidade). O modelo proposto tem como intuito formar uma curva de oferta que leve em consideração os riscos de mercado diante os quais uma GENCOS está sujeita. No entanto, apenas a mitigação dos riscos de contratação não garante o melhor retorno ao agente. Tornando assim, necessária uma estratégia que encontre a melhor relação “risco X retorno” no qual a GENCO possa basear suas ofertas (lances) ao longo do processo do leilão. Desta forma, o modelo proposto considera uma função de utilidade que vincula risco e receita, onde a percepção do risco é graduada pela GENCO através de um fator de aversão ao risco (y) e otimizada através de uma Meta-heurística Evolutiva (SEA) de forma a obter o máximo retorno ao menor risco possível. O Capítulo seguinte apresenta a aplicação do modelo a alguns sistemas testes considerando as regras e sistemáticas do mercado brasileiro de energia.

5 Estudos de Caso

Neste capítulo são apresentados testes cujo intuito é a validação e demonstração da aplicabilidade do modelo de formação de estratégias de oferta em leilões de energia apresentado no Capítulo 4. Para tanto, foram realizadas simulações considerando 3 estudos de caso. O primeiro, *Teste A*, apresenta um exemplo da formação da curva de oferta para a usina de Três Marias onde são criados cenários de geração e preço de energia a fim de avaliar a estratégia de oferta e a percepção ao risco de contratação quanto à variação de tais cenários. O segundo, *Teste B*, considera um sistema hidrotérmico de médio porte contendo quatro plantas hidroelétricas em cascata, onde é possível observar o efeito do MRE sobre a oferta das GENCOS. O terceiro, *Teste C*, considera o subsistema nordeste brasileiro onde a curva de oferta é formada para o portfólio de usinas pertencentes a empresa CHESF. Adicionalmente, a fim de comparar a eficiência da Meta-heurística proposta (SEA), foram realizadas simulações considerando outras técnicas clássicas para otimização da Função de Utilidade proposta.

5.1 Teste A: usina de Três Marias

Esse teste considera como agente formador de oferta a usina de Três Marias constituída de 6 unidade geradoras cujos dados físicos de capacidade máxima, energia firme e quantidade de energia já comprometida em contrato são apresentadas na Tabela 5-1. Para validação e análise da metodologia foram realizadas 3 simulações distintas: a primeira considerando incerteza nos níveis de geração e preços de mercado spot; a segunda considerando apenas as incertezas nos preços de mercado spot e níveis de geração determinado; e a terceira considerando apenas a incerteza nos níveis de geração com preço spot determinado.

Tabela 5-1 Dados da GENCO – Três Marias

Capacidade Máx	Energia Firme	Energia contratada
396 (MW)	239 (MWmed)	109 (MWmed)

5.1.1 Testes A1 – Variação nos cenários de preço e geração

Esta simulação considera a variação nos cenários de geração física de energia e preço de mercado spot no período futuro de negociação. Para formação dos cenários de mercado futuro foram utilizadas distribuições normais sobre perfis típicos considerados para a GENCO ao longo de um período 12 meses. Para este teste foram gerados 1000 cenários de preço e geração de energia com valores de variância 0.1 e 1, respectivamente. Os perfis típicos considerados são apresentados nas Tabela 5-2.

Tabela 5-2 :Perfis de preço spot e geração de energia para a GENCO Três Marias

	Mês 1	Mês 2	Mês 3	Mês 4	Mês 5	Mês 6	Mês 7	Mês 8	Mês 9	Mês 10	Mês 11	Mês 12
Geração (MWmed)	200.0	260.0	303.92	320.00	303.92	260.00	200.00	140.00	96.08	80.00	96.00	140.0
Preço spot (R\$/MWh)	60.0	40.0	25.36	20.00	25.36	40.00	60.0	80.0	94.64	100.0	94.64	80.00

A Figura 5-1 apresenta a distribuição de probabilidade aproximada para as médias anuais dos cenários de preço spot gerados. Observa-se que o preço médio considerando todos os cenários gerados para esta simulação ficou no entorno de 55

R\$/MWh. Além disso, os cenários com maior média de preço alcançaram um valor máximo 116 R\$/MWh.

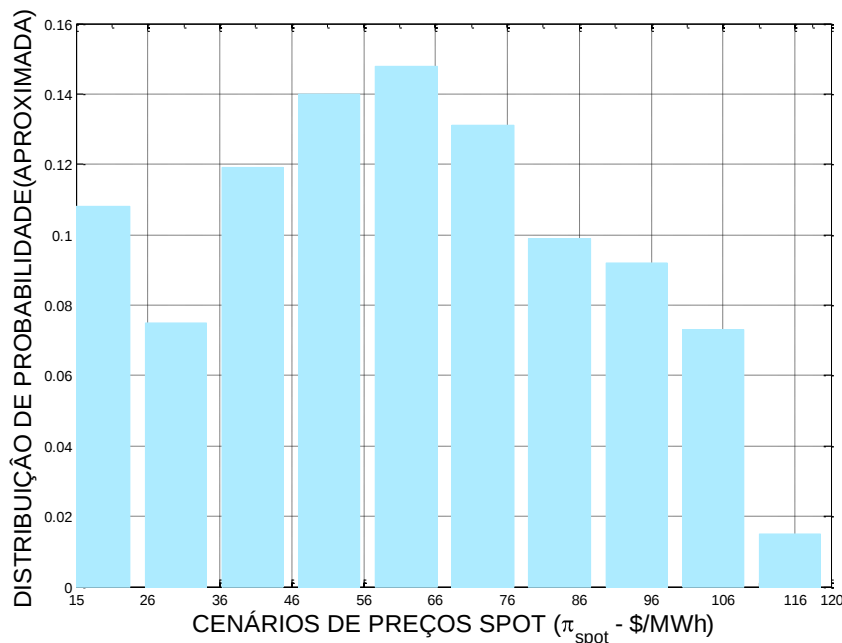


Figura 5-1 – Frequência dos cenários de preços spot esperados

A partir das simulações de mercado futuro foram levantadas as curvas de oferta com intuito da maximização da receita da GENCO levando em conta três estratégias de oferta distintas¹⁴:

- i) *Estratégia Propensa*¹⁵ ao Risco - Oferta sem considerar os riscos de contratação ($y=0$ - Eq. (4.21));
- ii) *Estratégia Variância* - Oferta considerando o risco valorado pela Variância ($y=1$);
- iii) *Estratégia VaR* - Oferta considerando o risco valorado pelo VaR ($y=1$).

As curvas são referentes à quantidade de energia disponível à contratação da GENCO (Energia Firme menos energia já Contratada), conforme apresentado na Figura 5-2.

¹⁴ Todas as ofertas consideram modelos de contratos do tipo FLAT, onde não foram levados em conta reajustes temporais no preço do contrato

¹⁵ Usualmente também é utilizado o termo Neutro ao Risco.

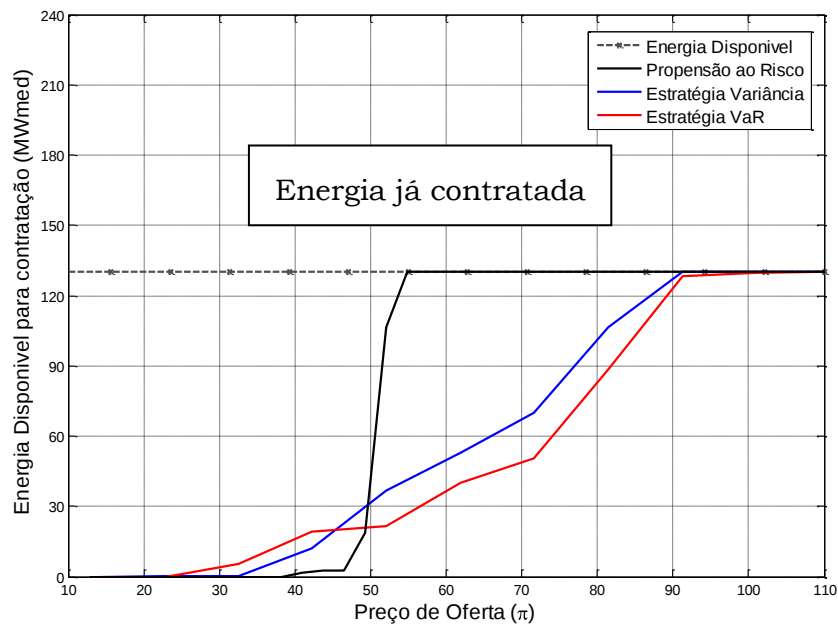


Figura 5-2 – Curvas de Oferta TESTE A.

Analisando inicialmente apenas a primeira estratégia (oferta propensa ao risco, utilidade formada apenas da receita esperada), nota-se que até uma determinada faixa de preço de oferta (π entre 50 e 56 R\$/MWh) a quantidade de energia ofertada é próxima a zero; e acima desta, a oferta considerada é a máxima disponível pela GENCO. Esta característica extremista indica que a solução baseada apenas na maximização da receita esperada sofre forte influência da média de preços prevista para o mercado spot. Logo, quando o preço de oferta é maior que o preço previsto para o mercado spot ($\pi > 55$ R\$/MWh), a oferta de energia é máxima. Do mesmo modo, quando o preço de oferta é menor que preço spot esperado ($\pi < 55$ R\$/MWh) a oferta de energia é mínima.

De fato, as duas situações, de máxima e mínima oferta, demonstram os dois extremos do problema: na primeira a GENCO fica exposto positivamente ao mercado spot (risco de sobre-contratação), e no segundo caso a exposição é negativa (risco de sub-contratação).

Considerando agora as curvas de ofertas geradas levando em conta os riscos de contratação modelados pelas métricas *variância* e *VaR*, nota-se uma clara diferença entre estas duas curvas e a oferta propensa ao risco ($y=0$). Enquanto na primeira curva, apenas observava-se os dois extremos (máxima e mínima contratação), o teste considerando o risco demonstra um caminho intermediário,

onde, uma parcela da energia é sempre disponível à negociação no curto prazo; esta parcela funciona como *hedge* (cobertura) contra os riscos de contratação, ou seja, previne a GENCO a exposição de cenários futuros “ruins” de receita.

Observa-se ainda, que para excelentes preços de oferta ($\pi > 90 \text{ R\$/MWh}$) não há mais cobertura, pois para a maioria dos cenários, a oferta supera o melhor preço estimado para o spot. Assim como, para baixos preços de oferta (e. g. para $\pi < 30 \text{ R\$/MWh}$ – na *Estratégia Variância*) a quantidade de oferta é zero, pois o preço ofertado está próximo do menor estimado para o mercado spot ($20 \text{ R\$/MWh}$).

Comparando as Estratégias que utilizam as métricas *VaR* e *Variância*, observa-se que, apesar do comportamento semelhante, a métrica *VaR* apresenta uma solução mais conservadora quando comparado a métrica *Variância*, sendo a quantidade de energia ofertada maior que a *Variância* para intervalos de preço de oferta onde $\pi < 46 \text{ \$/MWh}$ (maior aversão ao risco de sub-contratação) e menor que a *Variância* para $\pi > 46 \text{ \$/MWh}$ (maior aversão ao risco de sobre-contratação). Tal característica se explica a partir da própria formulação das métricas de risco. O *VaR* penaliza as maiores perdas para um dado nível de confiança, ou seja, considera os piores cenários para valoração do risco; enquanto a *Variância* penaliza os desvios de cada cenário em relação a uma média. Assim, em situações onde existe pouca variação dos cenários e pelo menos 5% da chance de grandes perdas de receita, a métrica *VaR* será valorada baseada sobre os piores cenários retornando desta forma, um “alto” valor de *risco*. Já a *Variância* irá considerar os desvios de todos os cenários possíveis retornando assim, um valor menor de *risco*, pois não depende exclusivamente dos piores cenários de receita¹⁶.

Para avaliação das curvas de oferta geradas, considere na Figura 5-2 um preço de oferta (π) igual a $70 \text{ R\$/MWh}$. Para este preço são levantados os valores da receitas bruta anuais para cada cenário de preço spot e geração de energia levando em conta as duas estratégias de oferta, *VaR* e *Variância* (quantidades ofertadas, respectivamente, iguais a 67,0519 e 48,9739 *MWmed*). Além disso, para efeito de comparação, é considerada uma estratégia onde a GENCO oferta a máxima energia disponível e outra estratégia onde GENCO opta apenas pela negociação no mercado

¹⁶ Importante notar que o risco valorado pela variância pode ser mascarado por desvios positivos (ganhos) compensando desvios negativos (perdas). Tendo a métrica sofrida fortes críticas por se tratar de uma métrica fundamentalmente de desvios.

spot (oferta igual a zero). Os cenários de receita bruta para estas quatro ofertas de energia para um preço $\pi = 70 \text{ R\$/MWh}$ são apresentados na Figura 5-3.

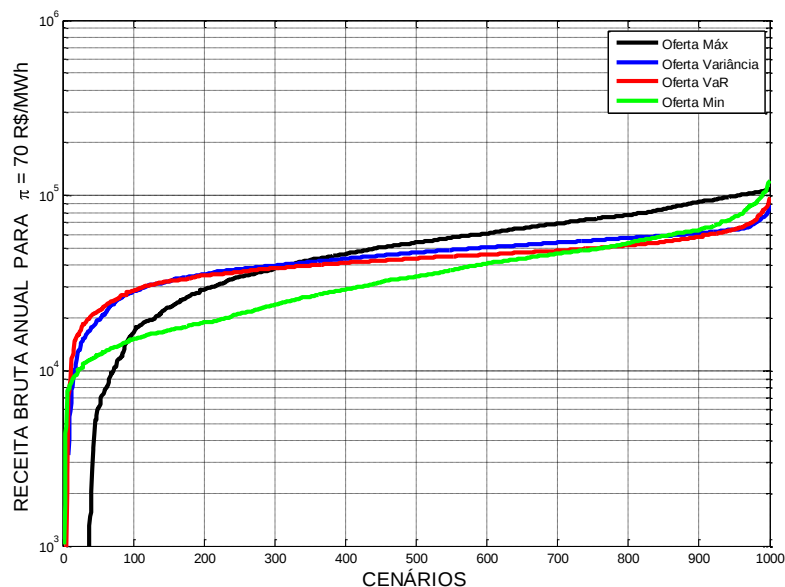


Figura 5-3 - Cenários de receita anual para as diferentes estratégias de oferta ($\pi = 70 \text{ R\$/MWh}$)

Analisando a Figura 5-3, nota-se que, ofertando a máxima energia para o preço igual a 70 ($\text{\$/MWh}$), obtém-se os maiores cenários de receitas. No entanto, em quase 10% dos cenários, a receita fica muito abaixo da esperada. Utilizando as ofertas adquiridas através das *Estratégias VaR* e *Variância*, percebe-se que, para estas estratégias houve uma pequena redução média nos cenários de receita, no entanto, a perda de oportunidade nos piores cenários de receita é menor. Ou seja, o modelo reagiu ao risco dos piores cenários. Observe ainda que a estratégia *VaR* mostrou-se mais conservadora em relação à *Variância*, possuindo valores de receita mais altos nos piores cenários e mais baixo nos melhores. Porém, ambas as estratégias apresentam valores esperados de receita muito próximos. Os resultados de receita esperada e métricas de riscos para as quatro situações observadas na Figura 5-3 são apresentados na Tabela 5-3.

Tabela 5-3 – Valores de receita esperada, risco e utilidades para $\pi = 70 \text{ R\$/MWh}$

Estratégias de Oferta	100% EA	Oferta VaR	Oferta Variância	Sem oferta
Oferta de qntd. (MWmed)	130	48, 9739	67, 0519	0
Receita Esperada (mil R\$)	53,05	43,52	45,64	37,76
Risco-VaR (mil R\$)	47,42	22,28	26,78	25,82
Risco-Variância (mil R\$) ¹⁷	28,32	12,92	13,97	20,43
Utilidade-VaR (mil R\$)	5,63	21,24	18,86	11,93
Utilidade-Variância (mil R\$)	24,73	30,60	31,67	17,33

A estratégia *VaR* é mais adversa ao risco nos piores cenários, mantendo uma pior média de receita em relação às outras estratégias, exceto quando comparada a situação onde não há oferta de energia conforme mostra a Tabela 5-3. Esta estratégia apresentou os piores resultados de receita em aproximadamente 70% dos cenários levantados, justificando a intrínseca necessidade da contratação em longo prazo como forma de combate à exposição ao mercado spot e maior retorno para os agentes.

5.1.2 Testes A2 – Variação nos preços de mercado spot

Este teste considera os mesmos cenários utilizados no *Teste A1*, porém a incerteza agora é aplicada apenas aos preços previstos de mercado spot. As curvas de oferta para as diferentes estratégias considerando ou não os riscos de contratação são apresentadas na Figura 5-4.

A simulação apresenta curvas com comportamentos similares ao teste anterior, principalmente em relação à curva cuja estratégia é propensa ao risco. Porém, observa-se que a oferta de energia é máxima para preços menores que os estabelecidos no *teste A1*.

Enquanto em *A1*, utilizando a *Estratégia Variância*, a oferta só era máxima quando $\pi > 90 \text{ R\$/MWh}$, em *A2* a oferta é máxima para preços de oferta partir de $70 \text{ R\$/MWh}$. Do mesmo modo, considerando a estratégia Propensa ao

¹⁷ Desvio padrão

Risco, enquanto em A1 a oferta de energia só passou a ser máxima quando $\pi > 56$ R\$/MWh, em A2 o limiar da máxima oferta foi quando $\pi > 49$ R\$/MWh.

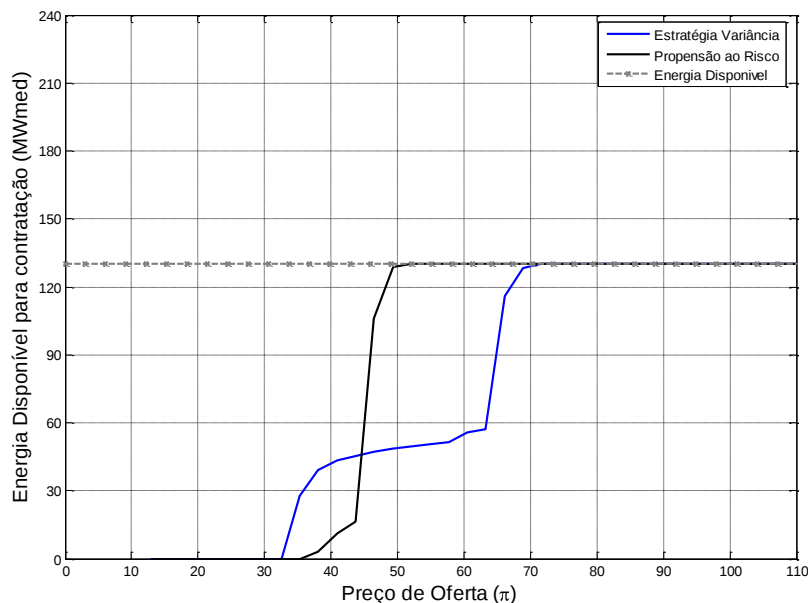


Figura 5-4 – Curvas de Oferta para o teste A2

Essa mudança nas ofertas encontradas é, em grande parte, referente a diminuição nos riscos de **sobre-contratação** no qual a GENCO estava sujeita no *Teste A1*. Pois, sendo os cenários de geração de energia sem variação e iguais ao perfil definido na Tabela 5-2, exclui a possibilidade, por exemplo, que o valor de geração seja maior que a contratação de energia, eliminando assim, o “risco de perda de receita” por parte da GENCO em tais cenários. Assim, pode-se considerar que esta situação determina uma maior faixa de liberdade para a GENCO ofertar toda sua capacidade no longo prazo. Ou seja, diminuindo a incerteza nos cenários de geração de energia, a GENCO ganha liberdade para negociação em longo prazo a preços de oferta menores. A Figura 5-5 apresenta uma comparação entre os *testes A1* e *A2* considerando os resultados utilizando a *variância* como métrica de risco.

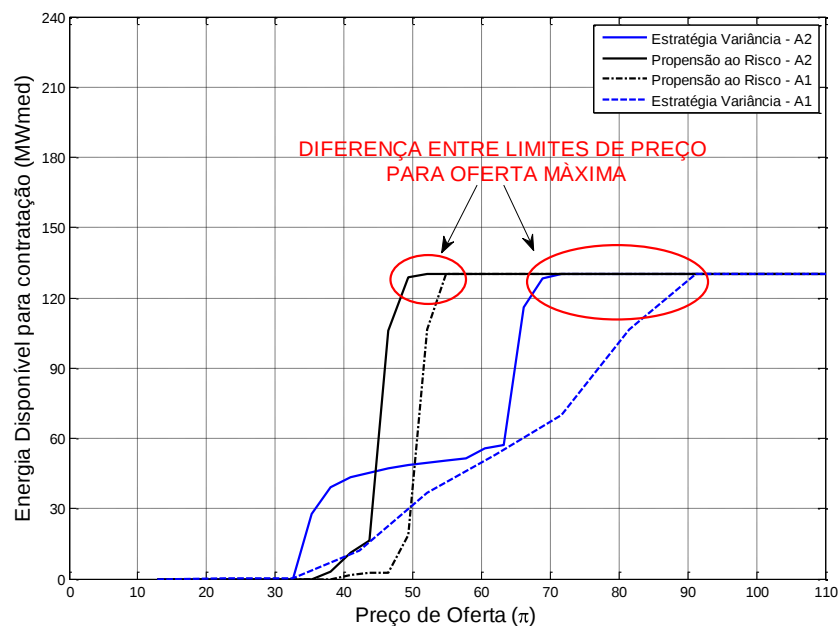


Figura 5-5 – Comparação entre as curvas de ofertas obtidos em A1 e A2.

A Tabela 5-4 apresenta os valores receitas esperada, métricas de risco e Utilidades para a GENCO considerando os atuais cenários de preço e energia (apenas variação do preço spot) para ofertas de energia obtidas nos Testes A1 e A2 utilizando a métrica *variância*. Observando a utilidade e receita esperada nota-se que o maior retorno alcançado pela GENCO é quando a oferta é a máxima disponível (*Oferta A2*), ou seja, a melhor estratégia para este preço é ofertar toda a energia disponível. Comparando com a oferta adquirida no *Teste A1* nota-se que esta possui não só valores Risco maiores, como também valores Receita Esperada bem abaixo da *Oferta A2*.

Tabela 5-4 – Comparação entre as ofertas A1 e A2 para $\pi = 70$ R\$/MW.

Estratégias de Oferta	Oferta A2 Variância	Oferta Variância A1	Sem oferta
Oferta (Mwmed)	130 (100% EA)	67,0519	0
Receita Esperada (mil \$)	81,59	72,05	66,29
Risco-VaR (mil \$)	16,96	18,52	46,29
Risco-Variância(mil \$)	12,53	13,57	28,89
Utilidade-VaR (mil \$)	64,63	53,53	20,01
Utilidade-Variância (mil \$)	69,05	58,48	37,40

5.1.3 Testes A3 – Cenários de geração de energia

Este teste considera os mesmos cenários utilizado no teste A1, porém a incerteza agora é aplicada apenas a geração prevista de energia pela GENCO. As curvas de oferta para as diferentes estratégias, considerando ou não os riscos de contratação, são apresentadas na Figura 5-6.

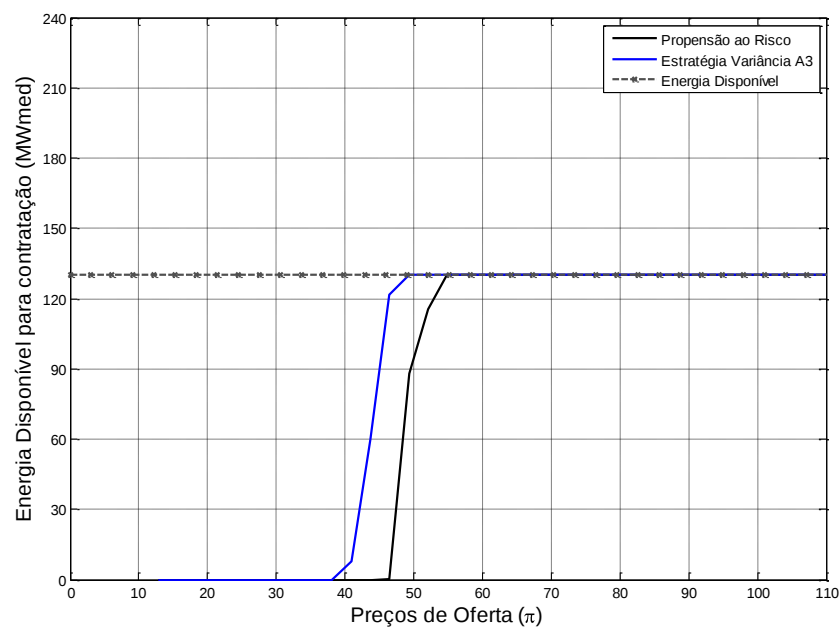


Figura 5-6 – Curvas de Oferta para o teste A3

Para este teste, observa-se que mesmo as estratégias que consideram os riscos de contratação, as curvas de oferta apresentam uma característica extremista, tal qual a curva propensa ao risco. A partir de um preço, a oferta é a máxima disponível, abaixo deste, a oferta nula. Note, porém, que quando os riscos de contratação são considerados, o preço que delimita o extremo da oferta é menor, semelhante ao ocorrido no teste A2.

Este resultado é decorrente da variação apenas nos cenários de geração previstos. Pois, sendo o preço spot conhecido e sem incertezas, é natural que a oferta abaixo deste preço seja nula, a não ser, nos cenários onde a geração prevista é maior que a contratada, ocasionando cenários de receita maiores com máxima contratação que se comparados com a não contratação. Assim esta parcela de oferta máxima a preços menores que o preço spot esperado serve de *hedding* contra

o risco de subcontratação para tais cenários. Os prováveis cenários de alta geração existentes definem que GENCO deve contratar no longo prazo mesmo para um preço de oferta menor.

A Tabela 5-5 apresenta os resultados obtidos para o teste quando $\pi = 70R\$/MWh$. Observe que, assim como no teste anterior, a oferta que apresenta a melhor utilidade é que considera a máxima quantidade disponível.

Tabela 5-5 – Resultados para o teste A3 para $\pi = 70R\$/MWh$

Estratégias de Oferta	Oferta A3 (100% EA)	Oferta VaR A1	Oferta Variância A1	Sem oferta
Oferta de qntd (Mwmed)	130	48,9739	67,0519	0
Receita Esperada (mil \$)	52,20	44,65	42,48	36,60
Risco-VaR (mil \$)	19,44	19,44	19,44	19,44
Risco-Variância(mil \$)	11,29	11,29	11,29	11,29
Utilidade-VaR (mil \$)	32,76	25,21	23,04	17,16
Utilidade-Variância (mil \$)	40,91	33,36	31,19	25,31

5.2 Teste B: *Sistema 4 plantas em cascata*

O teste considera a formação da curva de oferta para os agentes de um sistema hidrotérmico contendo quatro unidades hidrelétricas em cascata e cinco unidades térmicas. Para formação dos cenários de mercado futuro foi realizada uma programação hidrotérmica com horizonte de planejamento de dois anos em intervalos de 24 meses considerando 200 distintos cenários vazões incrementais. A coordenação hidrotérmica foi realizada via métodos dos pontos interiores considerando o despacho térmico realizado por ordem de mérito tal qual despacho realizado pelo operador nacional do sistema¹⁸.

Os dados de capacidade máxima, energia contratada e energia assegurada do sistema são apresentados na Tabela 5-6, os outros dados referentes a este caso encontram-se no apêndice A deste trabalho. Para simulação, foram considerados os efeitos do MRE sobre as ofertas das GENCOS hidráulicos e, adicionalmente, sobre os resultados da primeira fase do leilão de quantidade.

¹⁸ A implementação do Planejamento Hidrotérmico foi realizada em linguagem MatLab, utilizou-se o pacote de otimização (função FMINCON).

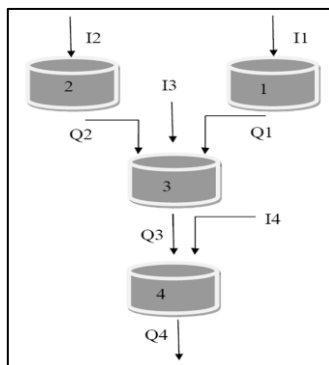


Figura 5-7 – Configuração do sub-sistema hidráulico Teste B.

Tabela 5-6 - Energia assegurada, capacidade máxima e Energia contratada para as GENCOS do Teste B.

	E. Assegurada (MWmed)	E. Contratada (%)	Pmax (MW)
Gerador-1	246.17	50%	600
Gerador-2	177.84	50%	500
Gerador-3	322.9	60%	750
Gerador-4	568.69	60%	800

A Figura 5-1 apresenta a distribuição de probabilidades aproximada do preço spots esperados obtidos através dos cenários gerados pela coordenação hidrotérmica. Observa-se que na maioria dos casos o preço médio da energia fica entorno de 23 \$/MWh. As maiores médias de preços para o mercado spot estão estimadas próximas de 35 \$/MWh.

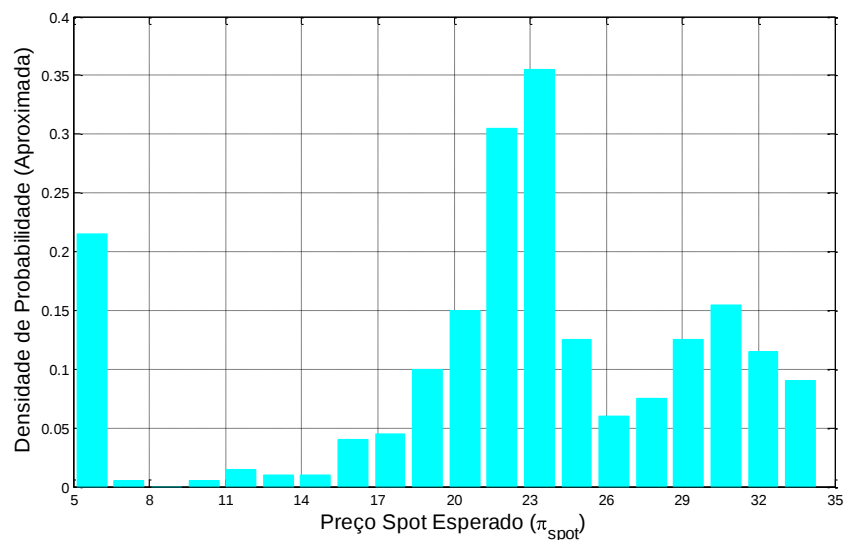


Figura 5-8 Densidade de probabilidade para o preço spot esperado

A Figura 5-9 apresenta as curvas de ofertas para cada um dos quatro geradores do sistema sem levar em consideração os riscos de contratação (estratégia propensa ao risco, $y=0$).

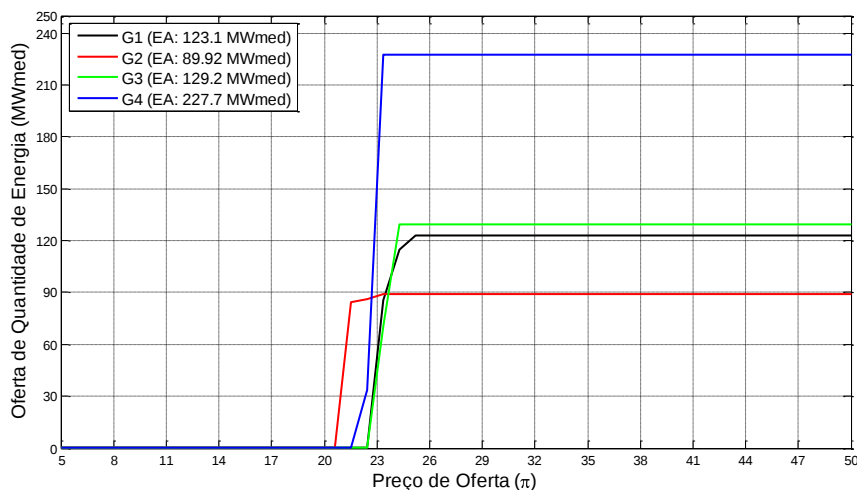


Figura 5-9 Curvas de Oferta para $y=0$ (propensão ao risco) Teste B

Assim como no teste A, observa-se um comportamento semelhante para os quatro agentes, onde, até um determinado preço (entorno de 23\$/MWh) não existe oferta de energia; e acima deste, a oferta é máxima. Do mesmo modo, quando considerados os riscos, são encontradas faixas de cobertura prevenindo as GENCOS contra as incertezas dos cenários futuros. A Figura 5-10 apresenta as curvas de oferta para o **Gerador-1** quando $y=1$ (Estratégias Variância e VaR).

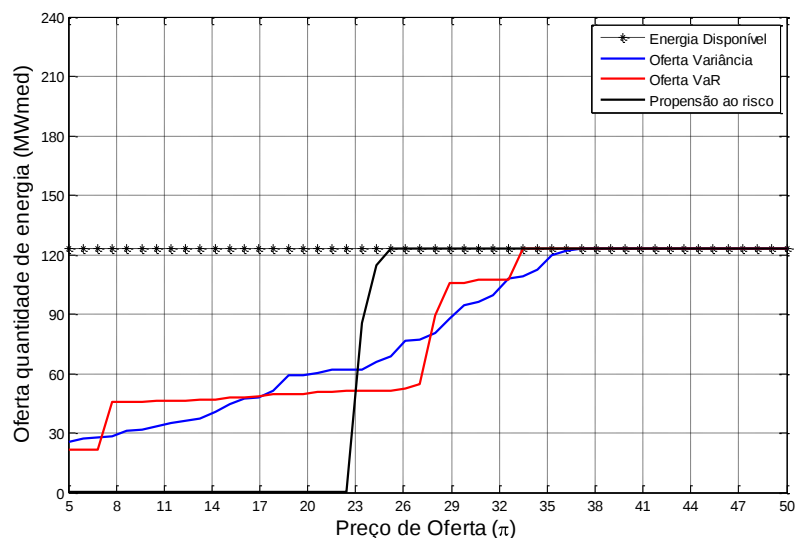


Figura 5-10 – Curvas de Oferta para o Gerador-1($y=1$)

Observando a Figura 5-10 percebe-se que, para esta GENCO, a oferta a partir da métrica da variância apresenta uma queda quase proporcional ao preço de oferta (π). Por outro lado, a curva de oferta obtida pela Estratégia VaR apresenta pouca variação em algumas faixas de preços de oferta (p. ex. de 8 a 27 \$/MWh a oferta é próximo a 52MWmed; de 27 a 33 \$/MWh a oferta é igual 107MWmed).

Na Figura 5-11, é traçando um comparativo apenas entre a valoração dos riscos para as curvas de oferta apresentadas. Vale ressaltar que na solução encontrada pela *Estratégia Variância* o risco apresenta uma característica quadrática variável com a oferta de energia (conforme demonstrado na Seção: (4.21)), ou seja, o risco diminui/aumenta¹⁹ progressivamente junto com a oferta de energia. Porém, para preços muito altos, nota-se na curva de oferta que o risco é compensado com uma ótima receita esperada. Para a *Estratégia VaR* o risco apresenta uma característica não-convexa, possuindo intervalos onde o risco pouco varia em relação ao Preço de Oferta, tal qual apresentado na curva de oferta (Figura 5-10), onde a oferta de energia pouca varia em relação ao preço. Observe que as faixas de preço onde o risco (VaR) apresenta “pouca” variação, foram as mesmas onde a oferta de energia pouca varia.

¹⁹ Os pontos de inflexão para a curva quadrática oferta-risco são definidos pelas constantes $K1$, $K2$, e $K3$ – de acordo Eq. (4.24)

Percebe-se que apesar das curvas de oferta apresentarem a relação Oferta de Energia x Oferta de Preço, elas também revelam o comportamento do Risco em relação ao preço de oferta. No entanto, para altos preços de oferta este comportamento não é observado, pois, o risco é compensado para ótimos valores de receita esperada.

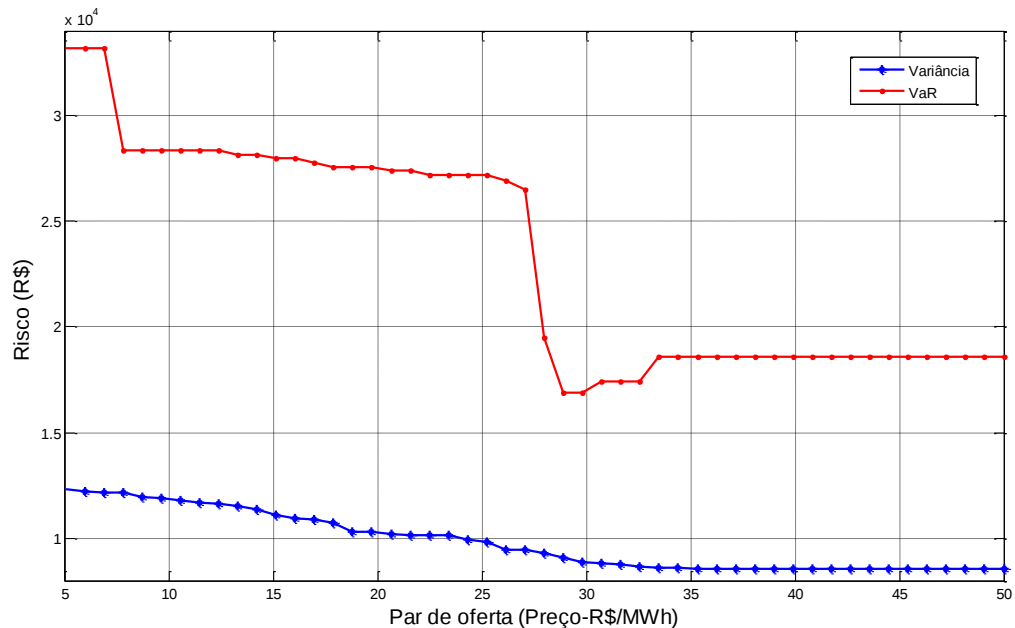


Figura 5-11 – Comparativo Risco v-s Oferta para G1

É importante ressaltar, que a solução dada pela otimização da função de Utilidade, não indica qual oferta representa o menor risco, tão pouco, qual representa a maior receita esperada. Sendo a curva de oferta formada a partir da utilidade composta por receita e risco, é possível que um valor compense o outro, ou seja, uma alta receita esperada compense um alto grau de risco. Sendo, desta forma, a ponderação entre retorno e risco uma etapa crítica para a GENCO no processo de tomada de decisão. Sugere-se neste trabalho que tal ponderação seja feita através do fator de aversão ao risco (γ), sendo quanto maior o fator de aversão maior a percepção da GENCO ao risco.

Para avaliação das curvas de oferta geradas, considere na Figura 5-10 um preço de oferta (π) igual a 26.1 R\$/MWh. Para este preço foram obtidos valores de oferta de energia iguais a 52.7 MW_{med} para *Estratégia VaR* e 76.4 MW_{med} para a *Estratégia Variância*. Considerando tais valores de quantidade de energia e preço de oferta foram levantados os cenários de receita anual de G1. Além disso, para o

mesmo preço, foram consideradas duas situações extremas de máxima e mínima oferta de quantidade de energia. A Figura 5-12 apresenta os cenários de receita encontrados para $G1$ quando $\pi=26.1(R\$/MWh)$. Na Tabela 5-7 são apresentados os resultados de receita esperada e risco para as situações observadas na Figura 5-12.

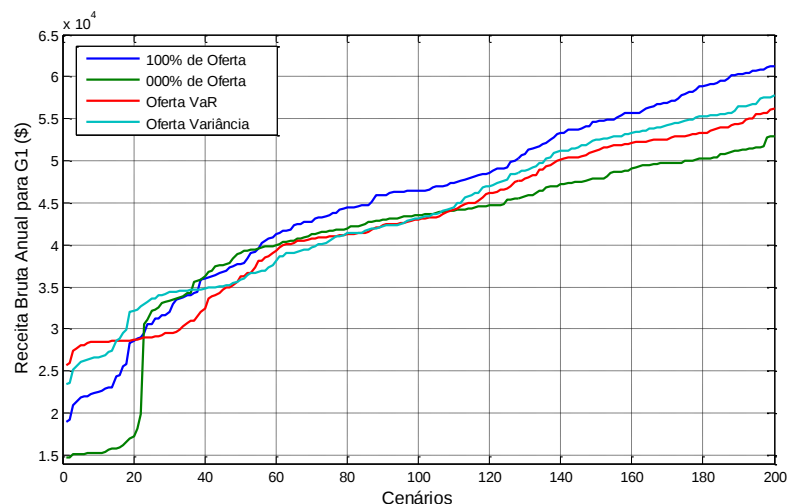


Figura 5-12 – Cenários de receita anual para as diferentes estratégias de oferta ($\pi = 26.1 R\$/MWh$)

Analisando a Figura 5-12 e Tabela 5-7 nota-se que ofertando a máxima energia para o preço igual a 26.1 (\$/MWh), obtém-se a melhor média de receitas. No entanto, em quase 10% dos cenários, a receita fica muito abaixo da esperada. Utilizando as metodologias *VaR* e *Variância* para modelagem do risco percebe-se que, para estes cenários, houve uma pequena redução na receita esperada. No entanto, as perdas nos piores cenários são bem menores. Novamente a estratégia *VaR* mostrou-se mais conservadora em relação à *Variância* apesar de valores médios de receita muito próximos.

Tabela 5-7 – Receita, Risco e utilidade para $\pi = 26.1$

Energia Ofertada (MWmed):	100%ED (123.1)	Sem oferta	Oferta VaR (52.7)	Oferta Variância (76.4)
Receita esperada (Mil \$)	45.284	40.972,00	42.817,00	43.648,00
VaR (Mil \$)	23.448	26.398	15.148	17.351
DesvPad (Mil \$)*	11.053	10.152	8.846	9.121
Utilidade - Var	21.836	14.574	27.669	26.297
Utilidade - Variância	34.231	30.820	33.971	34.527

A Figura 5-13 apresenta os resultados de ofertas comparando o efeito do MRE sobre as curvas de oferta dos geradores do sistema.

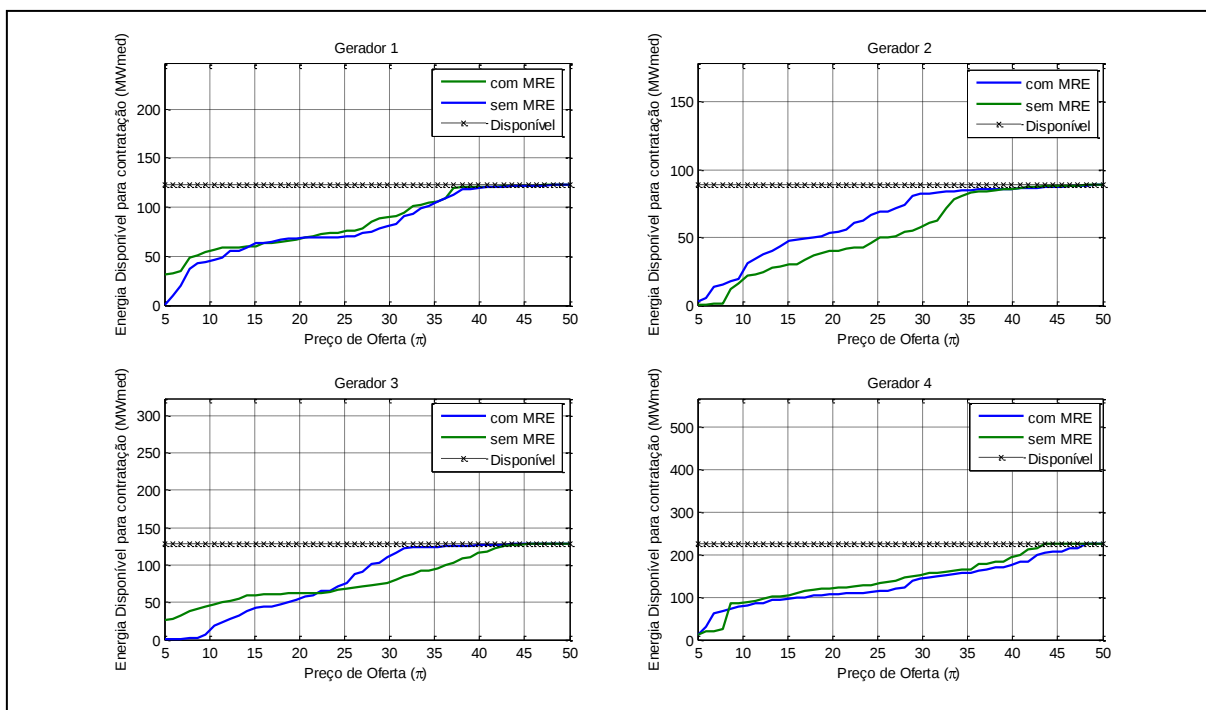


Figura 5-13 – Comparativo de ofertas considerando o MRE – (Estratégia Variância)

Observando o **Gerador-2**, percebe-se uma significativa diminuição na quantidade de energia disponibilizada à negociação no curto prazo quando considerado o MRE. Analisando as características do sistema (ANEXO A), observa-se que o **Gerador-2** é a planta como menor reservatório e que melhor se beneficia com o MRE, diminuindo seus cenários de baixa afluência da planta. Logo, com a realização do MRE é plausível que GENCO possa dispor de uma menor cobertura sobre os riscos de contratação, já que o risco de falta de lastro de energia já é tratado pelo mecanismo.

Da mesma forma, o **Gerador-3** também tem suas características de oferta diferenciadas, sendo a cobertura diminuída para preços de oferta maior que 23 R\$/MWmed e aumentada para preços de oferta menores que 23 R\$/MWmed. Observe que, assim como no teste A3, os Geradores 2 e 3 reduziram a faixa de preço onde a oferta é máxima. Ratificando raciocínio que, diminuindo a incerteza nos cenários de geração de energia, a GENCO ganha liberdade para oferta sua máxima quantidade de energia disponível a preços de oferta menores.

Analisando o **Gerador-4** observa-se pouca variação na oferta, sendo esta um pouco maior quando não se considera o MRE. Nota-se que o **Gerador-4** é a planta mais a jusante do sistema, logo, recebe afluições somadas vindas das outras plantas rio acima; além disso, é a planta com melhor eficiência de geração. Por tais motivos, o **Gerador-4** possui cenários melhores de geração quando comparados as outras plantas do sistema. É esperado, com a aplicação do MRE, que esta GENCO possa prover bons cenários de geração com o resto sistema, desta forma, a cobertura (parcela destinada à contratação no mercado spot) quando considerado o MRE é maior, ou seja, o risco de sobre-contratação da GENCO aumento devido à redução dos cenários onde a geração física é maior que a oferta ($G > P$). Para o **Gerador-1**, verificou-se pouca variação nos resultado considerando ou não o MRE, o motivo é que esta planta apresentou a menor variação de cenários de geração quando aplicado o MRE.

5.2.1 Simulação do Leilão de Energia

5.2.1.1 Fase 1

Considere-se agora um estudo de caso para a primeira fase de leilão de energia categoria *quantidade* conforme apresentado na seção 4.2, onde os quatro agentes participantes utilizam suas curvas de oferta fornecidas pelas duas metodologias. Este teste considera que todas as GENCOS do sistema geram suas curvas de ofertas independentes umas das outras, onde foram compartilhados apenas os cenários de mercado futuro para geração das curvas. Deste modo, o objetivo maior dos testes apresentados foi comparar o efeito do gerenciamento dos riscos nos resultados finais do leilão de quantidade e não comparar metodologias de estratégias de oferta, tão pouco comparar as métricas de risco entre si.

Os parâmetros utilizados para a fase 1 do leilão são apresentados na

Tabela 5-8. Na Tabela 5-9 são apresentados os resultados finais de oferta de energia, preço de fechamento e número de iterações.

Tabela 5-8 - Parâmetros para a simulação do leilão de energia

Preço Inicial (R\$/MWh)	60
Demanda (MWmed)	400
Oferta Referência (MWmed)	440

Decremento do preço de oferta (%)	5
-----------------------------------	---

Tabela 5-9 – Resultados FASE -1 Leilão de quantidade de energia

Estratégia de oferta	Nº inter. (Preço)	Oferta G1	Oferta G2	Oferta G3	Oferta G4	Total Oferta	Excedente fase 1
(y = 0)	15(21.5)	123.087	88.920	129.162	227.479	568.648	128.648
Var (y=1)	9 (33.2)	113.931	87.275	67.222	181.574	450.002	10.002
Variância (y=1)	9 (33.2)	108.421	87.283	79.735	200.000	475.439	35.439

Observe que utilizando $y = 0$ (agentes não considerando os riscos), o montante final de oferta é maior que nos outros casos. Porém, o grande número de rodadas (14 interações) determinou um baixo preço de fechamento (23.1\$/MWh). Além disso, as ofertas altas desencadearam um alto excedente de energia que deve ser compensado na segunda fase do leilão. Tornando a segunda fase ainda mais sacrificante para o(s) agente(s) vencedores que terão parte de sua oferta excluída conforme descrito na secção 4.2.

Os resultados considerando as duas estratégias de riscos são parecidos. O leilão convergiu na mesma rodada, com preço igual (33.2\$/MWh) e bem mais alto comparado à estratégia propensa ao risco. Note ainda que para os dois casos o excedente de energia destinada à exclusão é bem menor. Estes resultados justificam a necessidade de uma boa estratégia de oferta, onde os melhores resultados obtidos para o jogo (leilão) são quando todos tentam maximizar seus ganhos.

5.2.1.2 Fase 2 e variação do fator de risco

Como afirmado anteriormente, a fase 2 para leilões na categoria quantidade de energia, prevê a exclusão do excedente da oferta da fase 1, através de um leilão de preços discriminatórios.

A oferta do preço final para as quantidades classificadas pode ser a inferida utilizando a função inversa da curva de oferta da primeira rodada, $F^{-1}(\pi) \rightarrow P$ (o que equivale à utilização do preço de fechamento como oferta), ou utilizando uma curva de oferta obtida com um fator de risco (y) diferente. A variação do fator de risco pode ser útil para o auxílio dos agentes nesta etapa do leilão, onde y pode assumir um valor conforme o desejado pelo Agente.

A variação da percepção do risco para cada Agente modifica sua estratégia de oferta, e permite a este ver o comportamento de sua oferta para diferentes percepções de risco. Porém, é necessário esclarecer que a estratégia disposta para a fase 1 leva em conta, prioritariamente, apenas informações de cada agente e avaliação do risco de sub ou sobre contratação. Por outro lado, a fase 2 se caracteriza pela disputa entre os agentes e o risco de não contratação ou de ter parte de sua oferta excluída. A oferta de preço nesta fase envolve uma série de informações restritas a cada agente, tais como: potenciais novos investimentos, fatores internos e externos ao mercado de energia (crises, superávits), além do “poder de mercado”. Tais fatores não asseguram que a oferta realizada através dos níveis de riscos seja sempre a mais adequada. Afinal, a solução dependerá intrinsecamente da oferta de todos os participantes.

5.3 Teste C: Sistema *Chesf*

Este teste considera a formação da curva de oferta para os geradores hidrelétricos da empresa CHESF no submercado nordeste brasileiro. Os cenários obtidos foram gerados usando software Hidrolab²⁰ com horizonte de planejamento de 2 anos, sendo dados tais como *previsão de demanda* e *preços* variáveis dos geradores térmicos obtidos junto à EPE [58] e ao ONS [101] respectivamente. Na Tabela 5-10 são apresentados os dados das usinas hidroelétricas pertencentes ao portfólio da empresa CHESF. A Figura 5-14 apresenta o digrama esquemático das hidroelétricas pertencentes ao submercado nordeste. Outros dados referentes a este caso encontram-se no anexo A deste trabalho.

Tabela 5-10 – Dados das usinas hidrelétricas – sistema CHESF

Usina	Pot. Instalada (MW)	Energia Firme (MWmed)
Boa Esperança	225	143
Sobradinho	1050	531
Itaparica	1500	959
COMP-PA-MX*	4285	2225
Xingó	3162	2138
TOTAL	10222	5996

* Complexo Paulo Afonso - Moxotó

²⁰ HidroLab® é uma ferramenta de suporte a decisão para o planejamento de sistemas hidrotérmicos, desenvolvido pela Unicamp [66]. A metodologia de otimização utilizada pelo software é baseada no modelo de arcos capacitados.

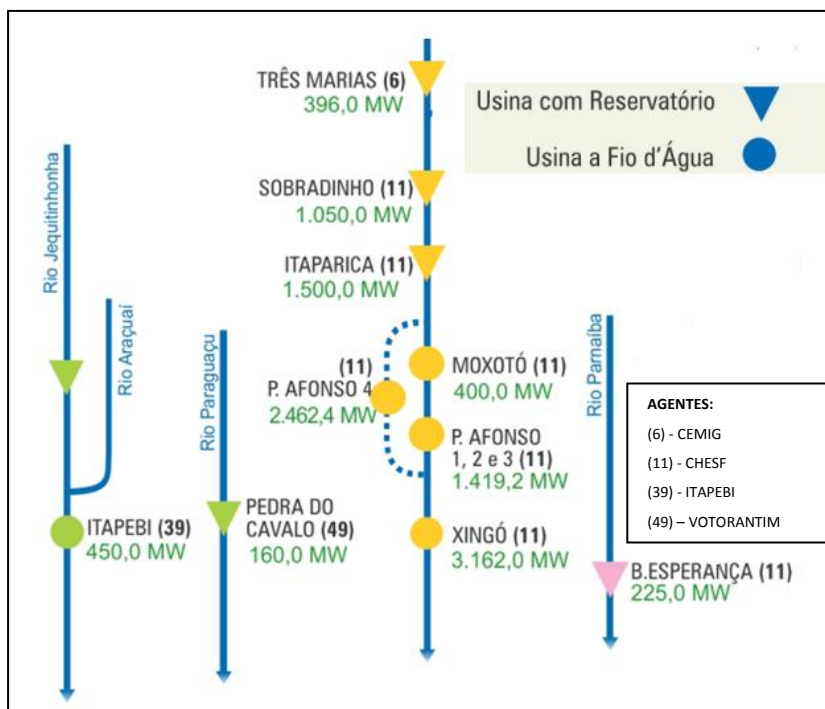


Figura 5-14 – Diagrama Esquemático das usinas hidroelétricas pertencentes ao Sistema Nordeste. Fonte: adaptado de [56]

A Figura 5-15 apresenta a distribuição de probabilidades aproximada das médias dos preços da energia para o Teste C obtidos através dos cenários gerados pela coordenação hidrotérmica. Observa-se que na maioria dos casos o preço médio da energia fica próximo a 90 \$/MWh.

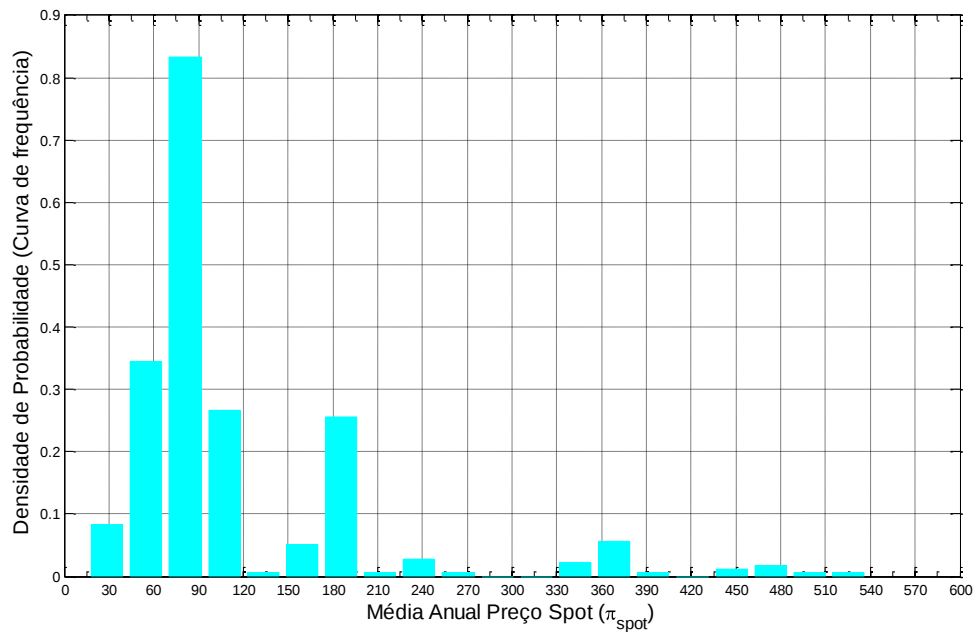


Figura 5-15 Densidade de probabilidade para o preço spot esperado

Observa-se ainda, que os maiores preços esperados para o mercado spot estão para poucos cenários acima de 200 \$/MWh.

A Figura 5-16 apresenta as curvas de oferta para o portfólio de usinas pertencentes à empresa Chesf para vários níveis de risco considerando 70% do total de sua energia firme já contratada e a estratégia *variância* como métrica de risco.

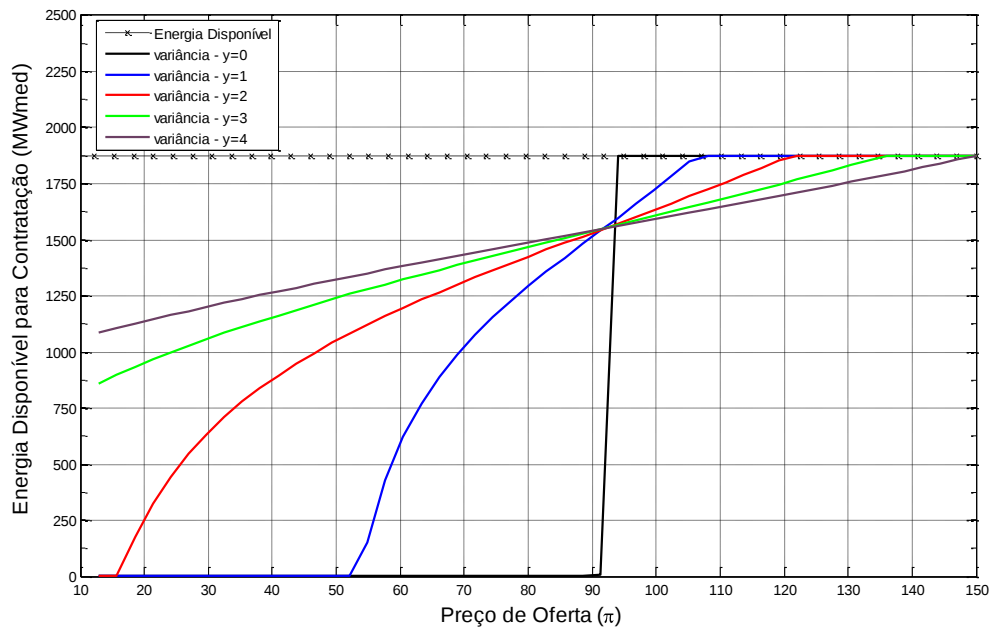


Figura 5-16 Curvas de Oferta (Estratégia Variância)

Semelhante aos outros testes, quando o risco não é considerado a quantidade de energia ofertada é igual a máxima disponível para preços de oferta (π) maiores que preço spot esperado ($E \{ \pi_{spot} \}$ entorno de 90 $R\$/MWh$). Do mesmo modo, para preços menores que 90 $R\$/MWh$ a oferta é igual a zero.

Por outro lado, quando são considerados os risco associados a contratação da energia, as ofertas de energia encontradas apresentaram patamares intermediários entre as faixas de preço. Importante notar que, quanto maior aversão ao risco (maior o valor de y), maior o cobertura (*hedding*) para o intervalo onde $\pi > E \{ \pi_{spot} \}$, ou seja, maior aversão ao risco de sobre-contratação e maior parcela de energia é destina a negociação no mercado spot. Do mesmo modo, para o intervalo onde $E \{ \pi_{spot} \} > \pi$, quanto maior a aversão ao risco, menor a quantidade disponível para contratação no curto prazo, maior aversão ao risco de sub-contratação.

Para avaliação da curvas de oferta, são apresentados na Figura 5-17 os cenários de receita para o portfólio de usinas para solução apresentada na Figura 5-16 considerando um preço de oferta igual a 80 $R\$/MWh$. A Tabela 5-11 apresenta os valores de receita esperada e métricas de risco para os cenários da Figura 5-17.

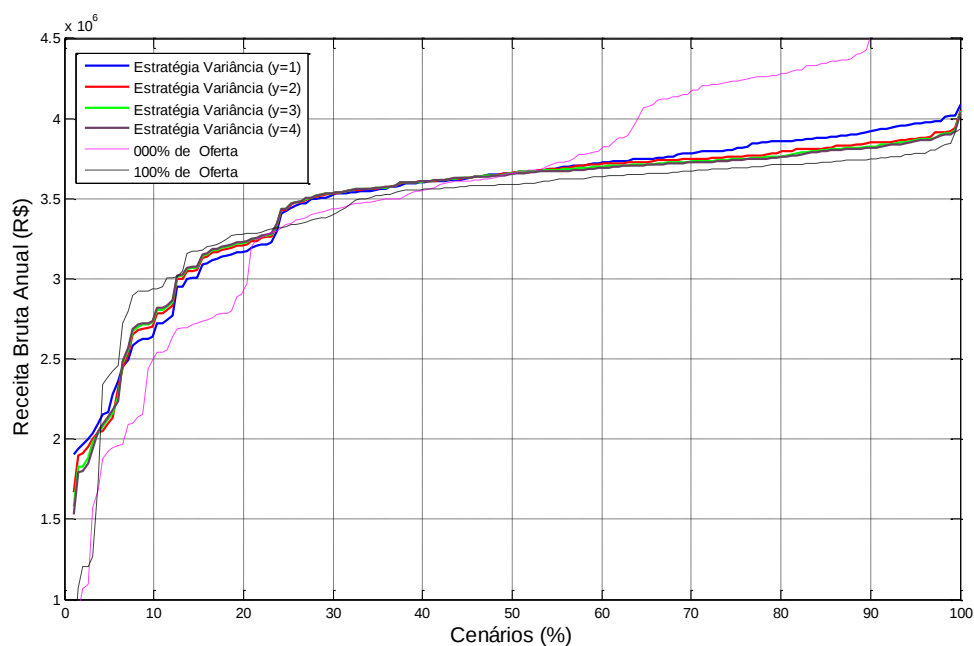


Figura 5-17 – Cenários de receita para $\pi = 80$ (R\$/MWh)

Comparando os cenários obtidos; observa-se que, como esperado, quanto mais sensível ao risco for solução ($>y$) maior a receita para os piores cenários. Por outro lado, quando considerados todos os cenários de receita, a estratégia com menor valor de y (menor aversão ao risco) é a que apresenta o maior o valor de receita esperada conforme indicado na Tabela 5-11.

Tabela 5-11 – Receita Espera e Risco para $\pi = 80$ (R\$/MWh)

(R\$)	-	$y=0$	$y=1$	$y=2$	$y=3$	$y=4$
	100 EA%	0%	1295 MWmed	1425 MWmed	1467 MWmed	1488 MWmed
Receita Esperada x 10⁶	3.4304	3.6768	3.5066	3.4895	3.4840	3.4812
DesvPad x 10⁶	0.5097	0.9374	0.4870	0.4749	0.4732	0.4727
VaR x 10⁶	1.1668	1.8848	1.5196	1.4605	1.4386	1.4251

5.4 Análise e Comentários

Para todos os testes as curvas de ofertas obtidas apresentaram um comportamento similar. Quando o objetivo foi apenas a maximização da receita esperada, a solução apresentou um comportamento de “extremos”, sendo este altamente influenciado pelo preço spot esperado, conforme Eq.(5.1).

$$\begin{cases} \text{Para } \pi > E \pi_{spot} \rightarrow \text{Oferta} = \text{Máx}_{disponível} \\ \text{Para } \pi < E \pi_{spot} \rightarrow \text{Oferta} = 0 \end{cases} \quad (5.1)$$

Nas simulações onde foram consideradas as métricas de risco, cuja formação da oferta depende tanto da maximização da receita esperada quanto da minimização dos riscos de contratação, as soluções apresentaram na maior parte dos intervalos de preço um *hedding*, ou cobertura, referente à percepção da GENCO aos riscos contratação. Sendo a oferta máxima apenas para ótimos preços de oferta.

Nota-se que a estratégia propensa ao risco ($y=0$) apresenta resultados de receita esperada melhores que as estratégias avessas ao risco. Porém, tais soluções, apresentam, em determinados cenários, uma receita bruta pequena, refletindo uma “perda” de oportunidade de melhor contratação resultante de cenários ruins de preço spot e/ou geração física. As estratégias avessas ao risco, por outro lado, para os mesmo piores cenários de receita apresentam soluções com menores perdas de oportunidade demonstrando-se adequadas na prevenção da GENCO contra o risco fruto de tais cenários.

Os resultados considerando métricas de risco, por definição, se mostraram sensíveis aos cenários de mercado futuro (preço spot e geração de energia). Sendo, desta forma, a oferta ótima da GENCO sempre sujeita a alteração de acordo com os mecanismos de mercado utilizados, tal qual é o MRE.

Ainda no que se refere às métricas de risco, o modelo apresentado permite a formação da oferta alterando a percepção da GENCO ao risco. Sendo, a solução para diferentes “níveis” de risco, uma alternativa para avaliação e formação de oferta para a segunda fase de leilão de quantidade. Por exemplo, para o Teste C (Figura 5-16), tomando como preço final da fase-1 igual 106 R\$/MWh e estratégia com fator de risco igual a três ($y=3$), ou seja, oferta de quantidade de energia igual é a 1625 MWmed. O próximo lance (bid) da GENCO deve ser um preço menor ou

igual a 106 $R\$/MWh$ para um montante de energia igual 1625 MWmed. Observando a Figura 5-16, tem-se para esta mesma quantidade de energia um preço igual 95.27 $R\$/MWh$ a partir da estratégia de onde $y=1$. Este preço pode, alternativamente, ser utilizado para a oferta de preço definida para a segunda fase do leilão de quantidade. Cabe a GENCO avaliar quão será a perdas de receita nos piores cenários, além dos fatores externos e internos à negociação como o próprio lance dos concorrentes para realização da oferta. O preço encontrado pela estratégia onde $y=1$ pode servir como um limiar, definindo um valor máximo de depreciação do lance de preço para GENCO em relação ao preço final definido na fase 1; onde, abaixo deste, a oferta ficará ainda mais exposta ao risco. A Figura 5-18 ilustra tal situação.

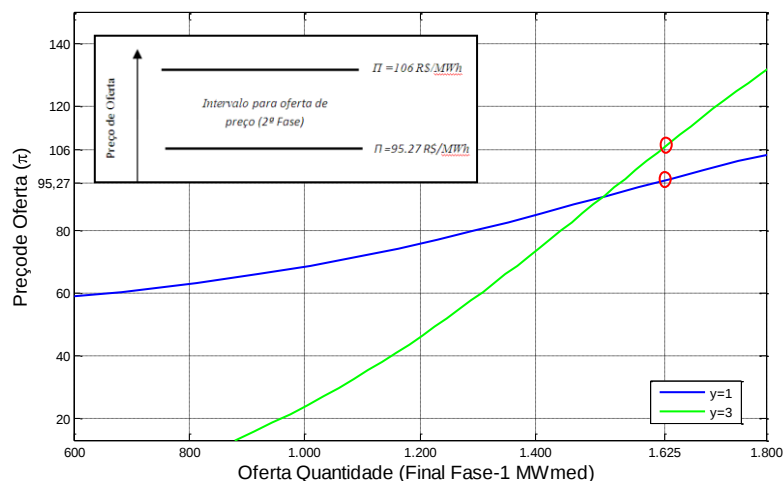


Figura 5-18 – Curvas de Oferta. Caso-C (Limites de preço de Oferta para Fase 2)

No que se refere às meta-heurísticas, a avaliação foi realizada em termos de qualidade e robustez das soluções encontradas, onde as soluções apresentadas anteriormente são relativas à metodologias que obtiveram os melhores resultados. Não foram realizados testes comparativos de desempenho computacional²¹ devido a independência de implementação das metodologias. Sendo, para cada simulação, realizadas 50 execuções independentes. Os parâmetros utilizados em cada metodologia são apresentados na Tabela 5-12.

²¹ As simulações foram realizadas em processador CORE 2 DUO, 2.94GHz; 2GB de RAM (Windons XP).

Tabela 5-12 Parâmetros

	População/Enxame	Gerações/iterações	σ	α	TolFun	TolCon
GA	100	1000	-	-	0	0
SEA	100	1000	0.5	100	-	-

Para avaliação, foi realizado um comparativo das soluções obtidas pelas meta-heurísticas com um método convencional de otimização – *Métodos dos Pontos Interiores* (Pacote de otimização matlab - função FMINCON²²). Na Tabela 5-13 são apresentados os melhores resultados obtidos por cada metodologia considerando um exemplo de cada *Teste*.

Tabela 5-13 Comparativo entre as metodologias utilizadas para a otimização da utilidade

TESTE A1	Melhor Solução (Y=0)	Melhor Solução VaR	Melhor Solução Variância	DesvPad (Y=0)	DesvPad VaR	DesvPad Variância	CPU (s) y=0	CPU (s) VaR	CPU (s) Variância
GA	1.2793E06	0.7154E06	0.9215E06	1.3643E03	3.1174E04	4.6473E04	18.2	1214.68	19.340
SEA	1.2858E06	0.7148E06	0.9317E06	1.1317E03	4.2730E03	2.60E-10	1.325	270.10	1.633
fmincon	1.2905E06	0.7148E06	0.9285E06	0	0	1.6464E-09	0.15	240.52	10.61
TESTE B (Gerador 1)	Melhor Solução (Y=0)	Melhor Solução VaR	Melhor Solução Variância	DesvPad (Y=0)	DesvPad VaR	DesvPad Variância	CPU (s) y=0	CPU (s) VaR	CPU (s) Variância
GA	3.4780E06	2.3788E06	2.9520E06	5.9229E04	3.8728E03	2.4238E04	56.68	150	50.1
SEA	3.4802E06	2.3865E06	2.9525E06	0	333.5	3.293E-10	3.50	250.27	3.85
fmincon	3.4802E06	2.3085E06	2.9525E06	0	0	0	1.82	144.11	17.6946
TESTE C	Melhor Solução (Y=0)	Melhor Solução VaR	Melhor Solução Variância	DesvPad (Y=0)	DesvPad VaR	DesvPad Variância	CPU (s)	CPU (s)	CPU (s)
GA	1.8173E08	-	1.4720E08	2.7155E05	-	1.7311E05	25.2	-	27.9
SEA	1.9744E08	-	1.5989E08	1.3060E06	-	3.0225E05	3.43	-	4.5
fmincon	1.9906E08	-	1.5600E08	0	-	0	1.0	-	18.8

Observa-se que as soluções obtidas com o FMINCON, apresentaram resultados promissores, sendo na maioria alguns casos, equivalentes às obtidas pelo SEA, superiores ao GA e superiores para a estratégia propensa ao risco. No entanto, em todas as simulações onde foram considerados o *VaR* como métrica de

²² Parâmetros utilizados para o FMINCON. Algoritmo: 'interior-point'; número máximo de iterações: 1000; número máximo avaliações da função objetivo: 50000. A solução inicial considerada foi a máxima de energia disponível para todo preço de oferta.

risco, o FMINCON obteve soluções inferiores às meta-heurísticas. Sendo o *VaR*, por definição, de um problema não diferenciável em alguns pontos, e que apresenta múltiplos mínimos locais, constata-se a dificuldade da otimização do *VaR* por métodos convencionais.

Verificou-se que o método SEA apresentou as melhores soluções, para a maioria dos casos em termos de qualidade de soluções e robustez (medida em termos de variação das soluções). Exceto para TESTE-A, quando utilizado a *VaR* como métrica de risco, onde, tanto o SEA quanto o FMINCON apresentaram soluções inferiores ao GA. Ressalta-se que todas as soluções convergiram para resultados factíveis, atendendo a restrição imposta pelo ambiente de mercado.

Traçando um comparativo entre as duas métricas de risco apresentadas, verifica-se um comportamento mais conservador para a estratégia *VaR*; ou seja, a solução obtida por esta estratégia apresentou as melhores soluções para os piores cenários de receita, porém, valores de receita esperada menores quanto comparadas com à estratégia *Variância*. Tal afirmativa não necessariamente define ou classifica uma estratégia melhor que a outra. Sendo a oferta ótima aquela que se adéqüe melhor ao perfil e escolha da GENCO.

Este trabalho não teve como objetivo a comparação entre as métricas de risco, mas sim de apresentar opções e suporte para a formação da estratégia de oferta de uma GENCO. Cabe ao agente responder questões como, por exemplo: *O Ganho em receita esperada obtido pela estratégia Variância em relação à estratégia VaR é suficiente para ignorar a diferença entre as receitas encontradas para os piores cenários ?*

5.5 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo foram apresentados os resultados numéricos obtidos com a aplicação do modelo de estratégia de oferta proposta nessa dissertação. Os testes demonstraram como a percepção do risco pode modificar a oferta definindo faixas de cobertura contra as incertezas provenientes das futuras variações de mercados, sem, contudo, abandonar o intuito de maximizar a receita do agente. A abordagem apresentada encontra, para cada métrica de risco considerada, um equilíbrio entre

o risco e receita onde a GENCO pode mensurar sua percepção através do fator de aversão ao risco (y). Desta forma, o Modelo de Estratégia de Oferta mostrou-se adequado na formação da Curva de Oferta do agente servindo, deste modo, como uma ferramenta de auxílio e suporte de uma GENCO ao longo do processo de leilão. A seguir são apresentadas as principais conclusões deste Capítulo.

- Os resultados encontrados pelas *Estratégias Propensas ao Risco* apresentam alto grau de influência do preço spot esperado, onde, para preços menores que o spot a oferta é nula e acima deste a oferta é máxima;
- Os resultados encontrados para as *Estratégias Variância e VaR*, apresentam resultados de receita esperada menor quando comparados a Estratégias que não consideram o Risco. Por outro lado, estas apresentam perdas maiores principalmente nos piores cenários de receita;
- Em todos os testes, o valor da receita esperada aumenta junto com o risco, o que é coerente com a teoria de que um investimento mais arriscado requer prêmio maior pelo agente;
- A diminuição da incerteza nos cenários de geração de energia permite a GENCO uma maior liberdade para ofertar sua máxima quantidade de energia disponível a preços de oferta menores;
- Quanto mais sensível ao risco à solução (maior o fator de aversão ao risco) maior a receita para os piores cenários;
- Aplicação da meta-heurística SEA mostrou-se eficiente para otimização da Função de Utilidade principalmente quando são inseridas as não-linearidades frutos da valoração dos riscos de contratação;
- O modelo de Utilidade “média-risco” proposto apresenta resultados coerentes, e são adequados para formação da curva de oferta da GENCO.

6 Conclusões

6.1 Conclusões da Dissertação

Neste trabalho foi apresentada uma proposta para a formação de estratégias de oferta em leilões de energia elétrica através de meta-heurísticas evolutivas. O modelo é formulado do ponto de vista de agentes geradores, servindo como uma ferramenta de suporte no processo de tomada de decisão dentro do contexto de mercados competitivos.

A oferta é construída através da otimização de uma Função de Utilidade *média-risco* sujeita às restrições do ambiente de negociação, onde a maximização das receitas é realizada simultaneamente à minimização dos riscos permitindo modelar agentes avessos e propensos ao risco. O resultado do processo de otimização é uma curva de oferta que indica a quantidade ótima de energia que deve ser ofertada dado um preço oferta definido. Para avaliação dos riscos associados à contratação de energia elétrica foram consideradas duas métricas clássicas: a *Variância* (teoria dos portfólios) e o *VaR* (valor em risco).

Os resultados expostos demonstram a clara mudança de comportamento dos agentes diante da percepção dos riscos vinculados à contratação de energia. Além disso, permitem avaliar o quanto as incertezas sobre o preço spot e a geração de energia pode afetar diretamente na receita da GENCO.

Observou-se ainda como o impacto da variação nos cenários, sendo ou não através de ferramentas de mercado como MRE, influencia diretamente na formação de oferta por parte das GENCOS, onde, de acordo com perfil de cada um, a GENCO pode ganhar maior flexibilidade para negociação em longo prazo a preços de oferta menores.

Os resultados da simulação das estratégias ofertadas sobre a primeira fase de leilão de energia mostram a necessidade de cada agente apresentar a sua melhor oferta para que a solução do leilão convirja à solução ótima, maximizando o retorno de cada agente. No que se refere à segunda fase, apresentou-se uma estratégia alternativa utilizando ponderação do risco através do fator de aversão ao risco (γ). Doravante, é importante ressaltar a necessidade da avaliação de vários aspectos relativos à GENCO para uma melhor simulação desta etapa, tais como: potenciais novos investimentos e o poder de mercado.

A meta-heurística utilizada mostrou-se eficiente na otimização do problema, adequando-se à complexidade e não-linearidades dos modelos de riscos utilizados. Em relação aos modelos de riscos, os resultados foram semelhantes, porém, um estudo comparativo mais aprofundado torna-se necessário. A priori, cabe observar uma óbvia vantagem computacional para a metodologia Variância, já que esta não envolve o cálculo de densidades probabilísticas tal qual o VaR. As soluções indicam que o VaR apresenta ofertas mais conservadoras em relação a Variância, porém sendo a solução de caráter subjetivo ao agente, não define tal solução como melhor ou pior que a variância.

A principal contribuição deste trabalho foi sugerir uma metodologia baseada em inteligência computacional que pode ser utilizada como ferramenta de suporte na formação de oferta por agentes geradores em leilões de energia. Dada a complexidade do problema, foram abordados aspectos técnicos e financeiros relacionados principalmente à formação do lucro de uma GENCO, além de sua participação e gerenciamento dos riscos relacionados ao ambiente de negociação. Deste modo, e no específico, o presente trabalho contribuiu para o avanço do estado da arte nos seguintes aspectos:

1. Otimização e Gestão do Risco em mercados de eletricidade;
2. Desenvolvimento e aplicação de meta-heurísticas evolutivas em mercados competitivos;
3. Suporte à formação de oferta em leilões de longo prazo.

Otimização e Gestão do Risco em mercados de eletricidade:

Como visto em capítulos anteriores, as decisões contratuais de longo prazo das GENCOS estão fortemente ligadas às incertezas decorrentes do preço spot e geração física de energia. Deste modo, a Função de Utilidade modelada neste trabalho levou em conta a otimização simultânea “Risco x Receita” para os cenários previstos de mercado de futuro. Assim, o modelo de oferta proposto teve como principal intuito encontrar uma cobertura ótima (hedge) para a GENCO, referente à quantidade de energia destinada à contratação no mercado spot, de modo, a permitir a “prevenção” da GENCO contra cenários de baixa receita. Além disso, diferente de outros trabalhos, foram consideradas todas as não-linearidades decorrentes da formulação do problema, evitando assim, indesejáveis considerações e aproximações, normalmente utilizados nos modelos de valoração do risco.

Desenvolvimento e Aplicação de meta-heurísticas evolutivas em mercados competitivos:

Dada sua facilidade e adaptabilidade na solução de problemas complexos foram utilizadas meta-heurísticas evolutivas para a otimização da Utilidade proposta. Adicionalmente, foi apresentado o algoritmo SEA, onde os resultados dos testes de demonstram que este é capaz de encontrar boas soluções, apresentado-se robusto na medida em que sua busca é mais sensível às características de não-linearidade do problema quando comparado ao GA.

No que se refere ao esforço computacional, apesar de este não ser o foco da pesquisa, o SEA teve como principais benefícios a simplicidade de implementação e rapidez de execução na medida em que possui características da inteligência coletiva (*swarm intelligence*), evitando, deste modo, a ordenação de grande quantidade de variáveis.

Suporte a formação de oferta em leilões de longo prazo:

A abordagem sugere que a oferta da energia na primeira fase de leilão na categoria quantidade seja dada por uma curva de oferta que relaciona um dado preço de energia a uma quantidade de energia ofertada, onde a curva é formada a partir da otimização da Função Utilidade “média-risco”. Os testes realizados permitiram constatar como a percepção risco ou variação nos cenários de mercado

futuro podem alterar significativamente a curva de oferta de uma GENCO. Além disso, demonstraram a relação dependente da oferta com o preço spot esperado quando não são levados em conta os riscos. Evidenciando a necessidade de ferramentas que possam auxiliar os agentes diante das incertezas encontradas em ambientes de negociação, tal qual são os leilões de eletricidade.

Vale ressaltar que as simulações utilizaram os elementos básicos de uma GENCO atuando em leilão de energia na categoria quantidade, tais como: formação do lucro, liquidação e planejamento eletro-energético, encontrado resultados coerentes de oferta de energia, demonstrando assim, a aplicabilidade do modelo de oferta proposto.

Baseado na metodologia proposta e nos resultados alcançados pode-se concluir que o trabalho atingiu seus objetivos na medida em que a ferramenta proposta permite a avaliação da curva de oferta de uma GENCO levando em conta os riscos associados à contratação e o objetivo primordial da maximização da receita do agente. Além disso, vale ressaltar que a inserção de cenários de mercado futuro para avaliação e análise por parte da GENCO, decorrentes, por exemplo, de variações na afluência ou entrada de novos empreendimentos, podem ser facilmente incluídos junto aos outros cenários gerados através de Coordenação Hidrotérmica.

6.2 Trabalhos Futuros

Como perspectivas da extensão deste trabalho sugerem-se:

1. Realizar um comparativo e avaliação para as diferentes metodologias de risco encontradas na literatura tal qual, CVaR ou Variância positiva;
2. Considerar aspectos de contrato como a sazonalidade;
3. Avaliar possibilidade do uso de plantas térmicas em portfólios dos agentes como *hedding* em contratos de quantidade. Onde parte da sua energia disponível, a priori, não estaria vinculada a contratos de disponibilidade ou taker-or-pay;

4. Simulação e análise do leilão de energia considerando diferentes modelos estratégias de oferta para comparação;
5. Simulação das estratégias de oferta em um ambiente real de mercado, levando em conta elementos como colusão e poder de mercado.
6. Inserção de outras modalidades de contratação.

Referências Bibliográficas

1. BHATTACHARYA, K.; BOLLEN, M. H. J.; DAALDER, J. E. **Operation of restructured power systems**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.
2. SHAHIDEHPOUR, M.; YAMIN, H.; LI, Z. **Market operations in electric power systems**. New York: John Wiley and Sons, 2002.
3. XIONG, G.; HASHIYAMA, T.; OKUMA, S. **An evolutionary computation for supplier bidding strategy in electricity auction market**. IEEE - Power Engineering Society Winter Meeting. Yokohama, Japan: IEEE. 2002. p. 83-88.
4. SCHÖNE, S. Auctions in the Electricity Market. In: _____ **Lecture and Notes in Economics and Mathematical System 617**. Belim: School of Business and Economics - Institute of Finance, 2009.
5. WALTER, I. A. **Sistemas Multiagentes em Mercados de Energia Elétrica**. Tese de doutorado, Campinas-SP, Brasil: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Dezembro, 2006.
6. GREEN, R. Competition in generation: the economic foundations. **Proceedings of the IEEE**, v. 88, p. 128 - 139, Feb 2000.
7. DAVID, A. K.; WEN, F. **Strategic Bidding in Competitive Electricity Markets - a Literature Survey**. IEEE - Power Engineering Society Summer Meeting. Seattle, USA: IEEE. 2000. p. 2168 - 2173.
8. FERRERO, R. W.; RIVERA, J. F.; SHAHIDEHPOUR, S. M. "Application of games with incomplete information for pricing electricity in deregulated power pools". **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, p. 184-189, 1998.
9. SILVA, P. S.; NEPOMUCENO, L. **Simulação de Mercado de Energia Utilizando Teoria de Jogos e Agentes Inteligentes - Descrição do Modelo**. SBAI - Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. Brasília, Brasil: SBAI. 2007. p. 01-06.

10. LIMA, D. A.; FELTRIN, A. P.; CONTRERAS, J. **Equilíbrios de Nash em Leilões de Energia Elétrica**. Congresso Brasileiro de Automática - CBA. Juiz de Fora-MG, Brasil: CBA. 2008. p. 1-6.
11. ROJAS, E. A. R. **Subastas de energía eléctrica en Chile - modelación en base a un supuesto sobre la valoración de contratos através de portafolios óptimos**. Dissertação de mestrado, Santiago, Chile: Pontificia Universidad Catolica de Chile - PUC, março, 2008.
12. ROUBIK, E.; RUDNICK, H. **Assessment of generators strategic behavior in long term supply contract auctions using portfolio concepts**. IEEE PowerTech Conference. Bucharest: IEEE. 2009. p. 1-7.
13. BAGNALL, A. J.; SMITH, G. D. "A multiagent Model of the UK market in electricity generation". **IEEE Transactions on Evolutionary Computation** , v. 9, n. 5, p. 522 - 536, October 2005.
14. WALTER, I.; GOMIDE, F. **Estratégias Inteligentes de Oferta no Mercado Brasileiro de Energia**. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - SBAI. Brasília, Brasil: SBAI. Setembro 2009. p. 1-6.
15. WALTER, I.; GOMIDE, F. **Electricity market simulation: multiagent system approach**. SAC'08. [S.l.]: [s.n.]. 2008. p. 34-38.
16. AZEVEDO, F.; VALE, Z. A. **Long-term Swarm intelligence Hedging Tool applied to Electricity Markets**. 2nd Swarm Intelligence Algorithms and Applications Symposium (SIAAS-09). Edinburgh, Scotland: The Society for the Study of Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour. 2009. p. 1-7.
17. STREET, A.; BARROSO, L. A.; GRANVILLE, S. E. P. M. V. **Bidding strategy under uncertainty for risk-averse generator companies in a long-term forward contract auction**. PES '09. IEEE. Power & Energy Society General Meeting. Calgary, AB: IEEE. 2009. p. 1-8.
18. STREET, A. **Estratégia de Oferta de Geradoras em Leilões de Contratação de Energia**. Dissertação de mestrado, Rio de Janeiro - RJ, Brasil: Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC, 2004.
19. ESTRÓCIO, J. P.; CORREIA, P. B. **Simulação de Monte Carlo e aversão a risco aplicada a leilões de energia**. Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica (Sepope). Belém-PA, Brasil: SEPOPE. Março 2009. p. 1-4.
20. DICORATO, M. et al. "Risk-Constrained Profit Maximization in Day-Ahead Electricity Market". **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, p. 1107-1115, Agosto 2009.
21. TAKEMURA, D. G. **Determinação de Estratégias de Oferta no Mercado Energia Atráves de Otimização em Dois Níveis**. Dissertação de mestrado, Florianópolis-SC, Brasil: Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 2007.

22. SÁNCHEZ, J. C. M. **Estudo de Negociação de Contratos Bilaterais de Energia em Sistemas Predominantemente Hidráulicos**. Tese de Doutorado, Brasília-DF, Brasil: Universidade de Brasília, Novembro, 2008.
23. BARROSO, L. A. et al. **Bidding strategies in auctions for long-term electricity supply contracts for new capacity**. IEEE - Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century. Pittsburgh-PA, USA: 2008. 2008. p. 1-8.
24. MENDOÇA, F. J. M. **Análise do risco dos contratos de energia elétrica das concessionárias de distribuição**. Dissertação de mestrado, São Luis - MA, Brasil: Universidade Federal do Maranhão - UFMA, 2007.
25. GUIMARÃES, A. R. **Estratégia de contratação das distribuidoras em leilões de energia sob incerteza na demanda**. Dissertação de mestrado, Rio de Janeiro - RJ, Brasil: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC, 2006.
26. STOFT, S. **Power System Economics: Designing Markets for Electricity** IEEE. New York, USA: IEEE / John Wiley & Sons, 2002.
27. QUEIROZ, A. R. D. **Simulação de custos marginais em mercado de energia elétrica utilizando redes neurais**. Dissertação de mestrado, Itajubá-MG, Brasil: Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2007.
28. GOMES, B. A. **Simulador dos Operadores de Mercado e de Sistema num Mercado de Energia Elétrica considerando Restrições Intertemporais**. Dissertação de mestrado, Porto, Portugal: Universidade do Porto, 2006.
29. MANZUR, C. L. L. **El comercializador como agente de competencia en el mercado eléctrico chileno**. Tese de doutorado, Santiago, Chile: Pontificia Universidad Católica de Chile - PUC, 2006.
30. THEOTÔNIO, R. D. C. R. **Princípios De Análise Da Reforma Do Setor Elétrico - Um Estudo Comparativo**. Dissertação de mestrado, Florianópolis - SC, Brasil: Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 1999.
31. CNE. "Comisión Nacional de Energia". **CNE**, 2011. Disponível em: <<http://www.cne.cl/>>. Acesso em: 15 maio 2011.
32. MORENO, R.; RUDNICK, H.; BARROSO, L. **First price and second price auction modelling for energy contracts in latin american electricity markets**. 16th Power Systems Computation Conference. Glasgow, Scotland: PSCC. 2008. p. 1-8.
33. OFGEM. "Office of Gas and Electricity Regulation". **Ofgem**, 2011. Disponível em: <<http://www.ofgem.gov.uk>>. Acesso em: 01 maio 2011.

34. CARNEIRO, M. C. F. **Os Leilões De Longo Prazo Do Novo Mercado Elétrico Brasileiro**. Dissertação de mestrado, Rio de Janeiro - RJ, Brasil: Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, 2006.
35. FERRAZ, R. C. D. M. Regulação de Mercados de Energia Elétrica. **Secretaria de Acompanhamento Econômico**, 2011. Disponível em:
<http://www.seae.fazenda.gov.br/conheca_seae/premio-seae/i-premio-seae/regulacao-de-mercados-de-energia-eletrica.pdf>.
Acesso em: 1 maio 2011.
36. NORDPOOL. Nordpool Spot. **Nordpool**, 2011. Disponível em:
<<http://www.nordpoolspot.com/>>. Acesso em: 1 maio 2011.
37. PEREIRA, I. P. G. **Sistema Multi-Agente para Apoio à Negociação em Mercados de Electricidade**. Tese de doutorado, Vila Real, Portugal: Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, 2004.
38. NADURI, V. **Auction Performance Evaluation in Deregulated Electricity Markets**. Tese de doutorado, Florida, Estados Unidos: University South Florida, 2005.
39. ILIC, M.; GALIANA, F. D. Power Systems Operation: Old vs. New. In: ILIC, M. D.; GALIANA, F.; FINK, L. **Electric Power Systems Restructuring - Engineering and Economics**. Boston\Dordrecht\London: Kluwer Academic Publishers, (1998). p. 1-8.
40. WOOD, A. J.; WOLLENBERG, B. F. **Power generation, operation and control**. 2. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons Inc, 1996.
41. JOSKOW, P. **Wholesale Power Markets in the United States**. European Forum on Electricity Reforms (SESSA). Cambridge - England: SESSA. 2004.
42. MORENO, R. et al. **Lessons from Five Years of Experience in Energy Contract Auctions in South America**. IAEE Rio International Conference. Rio de Janeiro-RJ, Brasil: IAEE. 2010. p. 1-10.
43. CONTRERAS, J. et al. "Auction design in a day-ahead electricity Market". **IEEE-Transactions on Power Systems**, v. 16, p. 88-96, Feb 2000.
44. DEKRAJANGPETCH, S.; SHEBLE, G. B. "Structures and formulations for electric power auctions". **Electric Power Systems Research**, v. 54, p. 159-167, 2000.
45. SHEBLÉ, G. **Computational Auction Mechanisms for Restructured Power Industry Operation**. Boston/Dordrecht/London: Kluwer Academic Publishers, 1999.

46. CORREIA, T. B.; MELO, E.; COSTA, A. M. D. Análise e Avaliação Teórica dos Leilões de Energia Elétrica Provenientes de Empreendimentos Existentes no Brasil. **revista EconomiaA - ANPEC**, 2006.
47. WOLFSTETTER, E. **Topics in Microeconomics: Industrial Organization, Auctions and Incentives**. Cambridge: Press, Cambridge University, 1999.
48. MCAFEE E, R. P.; MCMILLAN, J. "Auctions and Bidding". **Journal of Economic Literature**, v. 25, n. 2, Jun 1987.
49. KLEMPERER, P. **Auctions with Almost Common Values - The Wallet Game and its Applications**. European Economic Association Congress. [S.l.]: European Economic Association. 1997. p. 1-16.
50. KLEMPERER, P. **Auctions: Theory and Practice**. Oxford, England: Princeton University, 2004.
51. FABRA, N.; FEHR, N.-H. V. D.; HARBORD, D. Designing Electricity Auctions: Uniform, Discriminatory and Vickrey. **Analysis**, p. 1-36, 2002.
52. ZIMMENMAN, R. et al. **Auction Design for Competitive Electricity Markets**. HICSS Conference. Maui, Hawai: Cornell University. 1997. p. 1-20.
53. ZIMMERMAN, R. Power Web. **Power Web**, 1996. Disponível em: <<http://powerweb.pserc.cornell.edu:8082/powerweb/>>. Acesso em: 1 maio 2011.
54. MASILE, G. S.; MUNHOZ, F. C.; CORREIA, P. B. **Análise dos Leilões de Concessão Geração de Energia Elétrica**. Comissão de Integração Energética Regional (CIER- Trabalhos Técnicos). Medellín, Colombia: CIER. 2007. p. 1-8.
55. MASILE, G. et al. **Mecanismo de leilão e a formação de preços da energia no Brasil**. Congresso Latino Americano de Geração e Transmissão de Energia Elétrica - CLAGTEE. São Pedro, Brasil: CLAGTEE. 2003. p. 1-9.
56. ONS. **Site do Operador Nacional do Sistema Elétrico**, 2011. Disponível em: <<http://www.ons.org.br/>>. Acesso em: 6 maio 2011.
57. MME. Ministério de Minas e Energia. **MME**, 2011. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/>>. Acesso em: 1 maio 2011.
58. EPE. Empresa de Energia Elétrica. **EPE**, 2011. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/mme>>. Acesso em: 1 maio 2011.

59. ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. **ANEEL**, 2011. Disponível em: <www.aneel.gov.br/>. Acesso em: 1 maio 2011.
60. CCEE. Câmara de Comercio de Energia Elétrica. **CCEE**, 2011. Disponível em: <<http://www.ccee.org.br/>>. Acesso em: 1 maio 2011.
61. TROVÃO-SANTOS, S. A. **Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos a Curto Prazo Através de uma Meta-Heurística Evolutiva Baseada em Modelos Naturais de Organização Social**. Monografia, São Luis-MA, Brasil: Universidade Federal do Maranhão - UFMA, 2008. 108 p.
62. MARCATO, A. L. **Representação híbrida de sistemas equivalentes e individualizados para o planejamento da operação de médio prazo de sistemas de potência de grande porte**. Tese de doutorado, Rio de Janeiro - RJ, Brasil: Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-Rio, 2002.
63. SAGÁS, G. **Programação a Curto Prazo de Sistemas Hidrotérmicos usando Algoritmos Evolutivos**. Dissertação de mestrado, Valparaiso, Chile: Universidade Técnica Federal de ValParaiso, 2001.
64. AMENDOLA, A. F. **Meta-Heurística de Otimização Aplicadas À Coordenação Hidrotérmica**. Dissertação de mestrado, Rio de Janeiro-RJ, Brasil: Univerdade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, 2007. 109 p.
65. SOARES, S.; SALMAZO, C. T. Minimum Loss predispach model for hydroelectric power system. **IEEE Transaction on Power System**, v. 12, p. 1220-1228, 1997. ISSN 3.
66. CICOGNA, M. A. **Modelo de Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos a Usinas Individualizadas Orientado por Objeto**. Dissertação de mestrado, Campinas-SP, Brasil: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 1999.
67. TOSCANO, A. E. **Comparação Entre os Modelos NEWAVE e ODIN no Planejamento Energético do Sistema Interligado Nacional**. Dissertação de mestrado, Campinas-SP, Brasil: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2009. 116 p.
68. CICOGNA, M. A.; SOARES FILHO, S. **Manual de Características da Produção de Energia Elétrica**. Hydrolab Engenharia e Consultoria. Campinas, p. 343. 2005.
69. SOARES, I. S. **Coordenação hidrotérmica em um horizonte de médio prazo através de estratégia evolutiva baseada em matriz de covariâncias**. Monografia, São Luis-MA, Brasil: Universidade Federal do Maranhão - UFMA, 2011.

70. SIQUEIRA, T. G. D. **Comparação entre Programação Dinâmica Estocástica Primal e Dual no Planejamento da Operação Energética**. Dissertação de mestrado, Campinas-SP, Brasil: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2003.
71. NGUNDAM, J. M.; KENFACK, F.; TATIETSE, T. T. "Optimal scheduling of large-scale hydrothermal power systems using the Lagrangian relaxation technique". **Electrical Power and Energy Systems**, v. 22, p. 237-245, 2000.
72. PAREDES, R. W. J. **Desenvolvimento de uma metodologia para a coordenação hidrotérmica de longo prazo em mercado elétrico competitivo**. Dissertação de mestrado, São Luis-MA, Brasil: Universidade Federal do Maranhão, 2007.
73. MEDINA, J. et al. "A comparison of interior-point codes for medium-term hydro-thermal coordination". **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, p. 836 - 843 , Agosto 1998.
74. BACK, T. A. H. U. A. S. H. P. "Evolutionary computation: Comments on the history and current state". **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 1, p. 3-17, 1997.
75. TROVÃO-SANTOS, S. et al. **Swarm-Inspired Evolutionary Algorithm for Short-Term Hydrothermal Scheduling**. CIBIC - Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional. Fortaleza, CE: CIBIC. 2011. p. 1-8.
76. HOLLAND, J. "Genetic algorithms and the optimal allocation of trials". **SIAM Journal on Computing**, v. 2, p. 88-105, 1973.
77. FOGEL, L. J.; OWENS, A. J.; WALSH, M. J. A. **Artificial Intelligence through Simulated Evolution**. New York, USA: John Wiley, 1966.
78. RECHENBERG, I. **Evolutions Strategie**. Stuttgart, German: Frommann-Holzboog, 1994.
79. DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. "Ant system - Optimization by a colony of cooperating agents". **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, v. 26, p. 29-41, Feb 1996.
80. KENNEDY, J.; EBERDHART, R. **Particle Swarm Optimization**. IEEE International Conference on Neural Network. Perth-WA, USA: IEEE. 1995. p. 1942-1948.
81. S. DASGUPTA, S. D. A. A. A. B. "Adaptive Computational Chemotaxis in Bacterial Foraging Optimization - An Analysis". **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 13, p. 919-941, August 2009. ISSN 4.

82. S. HE, Q. W. A. J. S. "Group Search Optimizer - An Optimization Algorithm Inspired by Animal Searching Behavior". **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 13, n. 5, p. 973-990, 2009.
83. NASCIMENTO, N. T. **Desenvolvimento de Algoritmos Evolutivos Eficientes Através da Incorporação de Operadores Dinâmicos**. Monografia, São Luis - MA, Brasil: Universidade Federal do Maranhã - UFMA, 2007.
84. HUMPIRI, C. J. P. **Estratégias Evolutivas no Planejamento Energético da Operação de Sistema Hidrotérmicos de Potência**. Dissertação de Mestrado, Campinas -SP, Brasil: Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), 2005.
85. NOWOSTAWSKI, M.; POLI, R. **Parallel Genetic Algorithm Taxonomy**. 3rd Conference on Knowledge-based Intelligent Information Engineering Systems KES99. Adelaide, Australia: [s.n.]. May 1999. p. 1-5.
86. SELVAKUMAR, A. I.; THANUSHKODI, K. A New Particle Swarm Optimization Solution to Nonconvex Economic Dispatch Problems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 22, p. 42-51, 2007.
87. MICHALEWICZ, Z. **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**. New York, USA: Springer, 1996.
88. PRADO, J. R. D.; SARAMAGO, S. F. P. **Otimização por colônia de partículas**. Congresso Nacional de Matemática Aplicada a Computação - XXVII- CNMAC. Santo Amaro-SP, Brasil : CNMAC. 2005. p. 1-6.
89. SWARM and Evolutionary Computation. **ELSEVIER**, 2011. Disponível em: <<http://www.journals.elsevier.com/swarm-and-evolutionary-computation/#description>>. Acesso em: 1 maio 2011.
90. FERREIRA, A. B. D. H. **Novo Dicionário Eletrônico Aurélio**. 3. ed. São Paulo - SP, Brasil: Positivo, 2004.
91. MARKOWITZ, H. M. **Portfólio Selection - Efficient diversification of investments**. Monograph, Yale-USA: Yale University, 1959.
92. MARZANO, L. G. B. **Otimização de Portfólio de Contratos de Energia em Sistemas Hidrotérmicos com Despacho Centralizado**. Dissertação de Mestrado, Rio de Janeiro - RJ, Brasil: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RIO, 2004.
93. DIAS, B. H. **Modelo de Análise de Risco aplicado ao Sistema Elétrico Brasileiro**. Dissertação de Mestrado, Rio de Janeiro-RJ, Brasil: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RIO, 2006.

94. BJORGAN, R.; LIU, C.-C.; LAWARREE, J. "Financial Risk Management in a Competitive Electricity Market". **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, p. 1285-1291, 1999.
95. MORGAN, J. P. **Risk Metrics**. 4a. ed. New York, USA: Morgan Guaranty Trust Company of New York, 1996.
96. YOUNG, M. R. "A MiniMax Portfolio Selection Rule with Linear Programming Solution". **Management Science**, v. 44, n. 5, p. 673-683, 1988.
97. SPERANZA, M. G. "A Heuristic Algorithm for a Portfolio Optimization Model Applied to the Milan Stock Market". **Computers and Operation Research**, v. 23, p. 433-441, 1996. ISSN 5.
98. STREET, A. **Equivalente Certo e Medidas de Risco em Decisões de Comercialização de Energia Elétrica**. Tese de Doutorado, Rio de Janeiro-RJ, Brasil: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RIO, 2008.
99. CUSINATO, R. T. **Teoria da decisão sob incerteza e a hipótese da utilidade esperada: conceitos analíticos e paradoxos**. Dissertação de Mestrado, Porto Alegre-RS, Brasil: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.
100. HALL, R. E.; LIEBERMAN, M. **Microeconomia: Princípios e Aplicações**. São Paulo-SP, Brasil: Pioneira Thomson Learning, 2003.
101. ONS. **Programa Mensal de Operação Eletroenergética para o Mês de Fevereiro**. Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS. Rio de Janeiro, p. 41. 2011.
102. ANEEL. BIG - Banco de Informação de Geração. **Site da Agência Nacional de Energia Elétrica**, 2010. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.asp>>. Acesso em: 6 Novembro 2010.
103. IEA. International Energy Agency. **IEA**, 2011. Disponível em:<<http://www.iea.org/>>. Acesso em: - maio 2011.

ANEXOS

A. DADOS DOS SISTEMAS TESTES

Seguem nas tabelas abaixo os dados dos sistemas utilizados nos estudos de caso deste trabalho.

A.1 TESTE A: Usina Três Marias

Dados de capacidade máxima e energia assegurada obtidos a partir do BANCO DE INFORMAÇÕES DA GERAÇÃO (BIG) divulgado pela ANEEL [102].

Tabela A-1 Dados da GENCO: Três Marias

Capacidade Máx	Energia Firme	Energia contratada
396 (MW)	239 (MWmed)	109 (MWmed)

A.2 TESTE B: *Sistema 4 plantas em cascata*

Dados do sistema apresentados em [61]. Neste trabalho foram acrescentados os dados de vazão incremental média de Longo-Prazo e cinco geradores térmicos despachados por ordem mérito.

Tabela A-2 - Limites de volume ($10^4 M^3$), vazão ($10^4 M^3/s$), volume inicial ($10^4 M^3$) e coeficiente de produtividade

	Vin	Vmin	Vmax	Vazão máx	K
G1	100	80	150	15	0.4
G2	80	60	120	15	0.4
G3	170	100	240	30	0.125
G4	120	70	160	25	0.2

Tabela A-3 Coeficientes de custo e limite de potência para as termelétricas.

	a	b	c	Pmáx (MW)
T1	0	16.1	14.5	80
T2	0.0012	19.8	500	120
T3	0.0004	23.5	250	400
T4	0.0003	33.6	325	350
T5	0.0000156	41046	375	500

Tabela A-4 Demanda para o horizonte de 24 meses.

Meses	Demanda (MWmed)
1 -- 8	1920
8 -- 20	2100
20 -- 24	2160

Tabela A-5 Vazão incremental($10^4 M^3/s$)

	Mês 1	Mês 2	Mês 3	Mês 4	Mês 5	Mês 6	Mês 7	Mês 8	Mês 9	Mês 10	Mês 11	Mês 12
G1	12.0	10.3	9.5	8.0	7.0	5.0	5.0	7.0	8.0	9.5	10.2	11.0
G2	11.0	8.6	8.0	8.0	7.0	5.0	6.0	6.3	6.9	7.1	8.5	9.1
G3	5.0	4.1	4.0	3.0	2.0	0.0	0.0	0.4	1.0	2.0	3.9	4.3
G4	3.0	2.4	1.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	2.1	3.0

A.3 TESTE C: *Sistema Chesf*

O sistema testes considerada os agentes geradores participantes do submercado nordeste do Brasil. Os dados das plantas térmica e hidráulicas foram organizados a partir das informações contidas no software HydroLab.

Tabela A-6 Dados Gerais

Hidrelétrica	Potência Instalada	Volume [hm^3]			Defluência [m^3/s]		Turbinagem Máxima [m^3/s]
		Máximo	Mínima	Útil	Máxima	Mínima	
Três Marias	396	19.528	4.250	15.278	1,0E+20	58	923,3
Sobradinho	1.050	34.117	5.448	28.669	1,0E+20	506	4277,7
Itaparica	1.500	10.782	7.233	3.549	1,0E+20	501	3.305
Paulo Afonso IV	2.460	1.277	1.277	0	1,0E+20	1	2.304,7
Moxotó	400	1.277	1.277	0	1,0E+20	501	2.053
Paulo Afonso I, II e III	1.423	26	26	0	1,0E+20	501	1851,4
Xingó	3.162	2.800	2.800	0	1,0E+20	501	2.915,3
Boa Esperança	225	5058	3173	1.912	1,0E+20	169	136,3
Pedra Cavalo	160	2.565	2.186	378	1,0E+20	1	85,9
Itapebi	475	1633	1445	188	1,0E+20	32	156,6

Tabela A-7 Produtibilidade

Hidrelétrica	Produtibilidade [$MW/((m^3/s)m)$]
Três Marias	8,564E-03
Sobradinho	9,023E-03
Itaparica	8,931E-03
Paulo Afonso IV	9,160E-03
Moxotó	8,809E-03
Paulo Afonso I, II e III	8,792E-03
Xingó	9,119E-03
Boa Esperança	9,035E-03
Pedra Cavalo	8,829E-03
Itapebi	9,123E-03

Tabela A-8 Vazões Incrementais

Hidrelétrica	Vazões Incrementais Mensais (m^3/s)											
	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr
Três Marias	455,86	341,33	276,07	226,45	223,08	303,04	604,42	1.117,15	1.474,08	1.400,33	1.138,36	757,42
Sobradinho	1.859,88	1.234,55	1.041,50	915,24	799,1	844,48	1.284,99	2.263,29	3.256,19	3.577,65	3.712,23	3.028,83
Itaparica	186,64	62,26	29,31	33,91	28,59	0	0	0	36,22	119,73	286,24	326,48
Paulo Afonso IV	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Moxotó	55,3	21,41	12,92	12,65	11,7	0,97	0	0	0	19,06	46,7	76,15
Paulo Afonso I, II e III	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Xingó	0,01	0	0	0	0	0,03	0,08	0,03	0	0	0,01	0,01

Tabela A-9 Coeficientes de Cota de Montante

Hidrelétrica	Coeficientes dos Polinômios de Cota de Montante				
	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
Três Marias	-1,18E-15	2,89E-11	-2,55E-07	1,61E-03	5,15E+02
Sobradinho	-9,65E-18	1,07E-12	-4,73E-08	1,27E-03	3,75E+02
Itaparica	0,00E+00	0,00E+00	-6,13E-08	2,51E-03	2,84E+02
Paulo Afonso IV	0,00E+00	0,00E+00	-2,10E-07	1,01E-02	2,39E+02
Moxotó	0,00E+00	0,00E+00	-2,10E-07	1,01E-02	2,39E+02
Paulo Afonso I, II e III	-1,39E-04	1,22E-02	-3,92E-01	5,67E+00	1,97E+02
Xingó	0,00E+00	0,00E+00	8,91E-05	-6,54E-01	1,34E+03

Tabela A-10- Coeficientes de Cota de Jusante

Hidrelétrica	Coeficientes dos Polinômios de Cota de Jusante				
	a_4	a_3	a_2	a_1	a_0
Três Marias	-1,18E-15	2,89E-11	-2,55E-07	1,61E-03	5,15E+02
Sobradinho	-7,70E-16	2,51E-11	-2,97E-07	1,96E-03	3,60E+02
Itaparica	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	2,52E+02
Paulo Afonso IV	2,23E-17	6,66E-13	-5,27E-08	2,08E-03	1,29E+02
Moxotó	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	2,30E+02
Paulo Afonso I, II e III	-5,93E-16	2,15E-11	-3,09E-07	3,32E-03	1,34E+02
Xingó	-4,75E-16	2,24E-11	-3,80E-07	2,77E-03	1,23E+01