



Victor Campos Vieira da Rosa

**Modelo de otimização estocástica para a
tomada de decisão na comercialização de
energia elétrica no Brasil**

Dissertação de Mestrado

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

Orientador: Prof. Leonardo Lima Gomes

Rio de Janeiro
Abril de 2022



Victor Campos Vieira da Rosa

**Modelo de otimização estocástica para a
tomada de decisão na comercialização de
energia elétrica no Brasil**

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Administração do Departamento de
Administração da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão
Examinadora abaixo:

Leonardo Lima Gomes

Orientador

Departamento de Administração - PUC-RIO

Luiz Eduardo Teixeira Brandão

Departamento de Administração - PUC-RIO

Cristina Pimenta de Mello Spinetti Luz

UFRJ

Rio de Janeiro, 13 de abril de 2022

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

Victor Campos Vieira da Rosa

Graduou-se em Engenharia Elétrica na Unifei (Universidade Federal de Itajubá) em 2009. Coursou Gestão Estratégica e Econômica de Negócios na FGV/RJ em 2019. Trabalhou como trainee na Light Sesa em 2010, elaborando estudos na área de inteligência de mercado. Ingressou no segmento de comercialização de energia e, desde 2014, atuou na gestão de portfólio da Lightcom, executando atividades de precificação dos riscos dos contratos de comercialização, operações estruturadas e formação de preços de energia elétrica.

Ficha Catalográfica

Rosa, Victor Campos Vieira da

Modelo de otimização estocástica para a tomada de decisão na comercialização de energia elétrica no Brasil / Victor Campos Vieira da Rosa ; orientador: Leonardo Lima Gomes. – 2022.

63 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)—Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2022.

Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Comercialização de energia. 3. Aversão ao risco. 4. Contratação de energia. 5. Prêmio de risco. 6. Otimização estocástica. I. Gomes, Leonardo Lima. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

Agradecimentos

À Espiritualidade amiga pela inspiração e amparo nos momentos difíceis de minha caminhada.

Ao meu orientador Leonardo Lima Gomes e demais membros da banca (Luiz Eduardo Teixeira Brandão e Cristina Pimenta de Mello Spinetti Luz) pela dedicação e conhecimentos transmitidos.

Aos meus pais e irmãos que sempre estiveram comigo apoiando-me e pelas lições de vida que me foram transmitidas.

À minha esposa Stephanie pela paciência e empatia para com os desafios de cada dia.

Aos meus colegas de trabalho da Light pelo incentivo e apoio técnico para o desenvolvimento desta pesquisa.

”O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.”

Resumo

Rosa, Victor Campos Vieira da; Gomes, Leonardo Lima. **Modelo de otimização estocástica para a tomada de decisão na comercialização de energia elétrica no Brasil**. Rio de Janeiro, 2022. 63p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Com o advento do novo modelo do setor elétrico a partir de 2004, foi permitida aos agentes de mercado a comercialização de energia no ambiente de contratação livre. Considerando a natureza destas operações e a influência de variáveis meteorológicas na formação e volatilidade dos preços, as decisões no âmbito da comercialização de energia são tomadas sob condições de incerteza, levando os agentes a buscarem estratégias de contratação para maximização do retorno dos ativos e/ou mitigação dos riscos envolvidos. No setor elétrico brasileiro, a gestão do risco de mercado é realizada principalmente por contratos a termo, de forma a reduzir os impactos adversos da flutuação do PLD. Neste contexto, os objetivos deste estudo são avaliar a aplicabilidade de dois modelos de otimização sob incerteza, estágio único e estocástico de dois estágios, na tomada de decisão de uma comercializadora e comparar as decisões recomendadas pelos modelos. Estes modelos utilizaram uma função de preferência que permite representar a variação do nível de aversão ao risco considerando diferentes bandas de preferência, tendo os seus parâmetros determinados pelo método *Analytic Hierarchical Process*. Para a construção das curvas forward do modelo estocástico de dois estágios, foi ponderado o preço de mercado observado e as 2.000 séries do PLD da previsão oficial do ONS. Os resultados evidenciaram a efetividade na mitigação do risco para os produtos avaliados. Ademais, devido à redução do custo do arrependimento a partir da modelagem do problema de otimização em dois estágios, este modelo apresentou soluções mais rentáveis quando comparado ao modelo de único estágio.

Palavras-chave

Comercialização de energia; aversão ao risco; contratação de energia; prêmio de risco; otimização estocástica.

Abstract

Rosa, Victor Campos Vieira da; Gomes, Leonardo Lima (Advisor). **Stochastic optimization model for decision making in the commercialization of electric energy in Brazil**. Rio de Janeiro, 2022. 63p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

With the advent of the new model for the electricity sector in 2004, market agents were allowed to sell energy in the free market. Considering the nature of these operations and the influence of meteorological variables on the formation and volatility of prices, energy trading decisions are taken under conditions of uncertainty, leading agents to seek contracting strategies to maximize the return on assets or mitigation of the risks involved. In the Brazilian electricity sector, market risk management is mainly accomplished through forward contracts, in order to reduce the adverse impacts of PLD fluctuation. In this context, the objectives of this study are to evaluate the applicability of two optimization models under uncertainty, single-stage and two-stage stochastic, in the decision making of a trading company and to compare the decisions recommended by the models. These models used a preference function that allows representing the variation of the risk aversion level considering different preference groups, having its parameters determined by the *Analytic Hierarchical Process*. For the construction of the forward curves of the two-stage stochastic model, the observed market price and the 2,000 PLD series of the ONS official forecast were weighted. The results evidenced the effectiveness in risk mitigation for the evaluated products. Furthermore, due to the reduction in the cost of regret from the two-stage optimization problem modeling, this model presented more cost-effective solutions when compared to the single-stage model.

Keywords

Energy trading; risk aversion; energy contracting; risk premium; stochastic optimization.

Sumário

| | |
|--|----|
| 1. Introdução | 13 |
| 2. Comercialização de energia elétrica no Brasil | 16 |
| 2.1. Histórico e reforma do setor elétrico | 16 |
| 2.2. Modelo atual do setor elétrico brasileiro | 17 |
| 2.3. Mercado de curto prazo, liquidação e contabilização | 18 |
| 2.4. Formação de preços de energia elétrica no Brasil | 19 |
| 3. Gestão de riscos e otimização na comercialização de energia | 22 |
| 3.1. Definição | 22 |
| 3.2. Identificação dos riscos | 23 |
| 3.3. Métricas de riscos | 23 |
| 3.3.1. Value at risk – VaR | 24 |
| 3.3.2. Conditional value at risk – CVaR | 24 |
| 3.4. Mitigação de riscos e derivativos de energia | 25 |
| 3.4.1. Contratos a termo | 27 |
| 3.4.2. Contratos futuros | 27 |
| 3.5. Processos de otimização | 28 |
| 3.5.1. Otimização estocástica | 28 |
| 4. Metodologia e modelagem | 31 |
| 4.1. Função de preferência | 31 |
| 4.2. Parâmetros de risco | 32 |
| 4.3. Função objetivo | 33 |
| 4.4. Construção dos cenários | 34 |
| 4.5. Preços de energia / PLD | 36 |
| 5. Estudo de caso | 38 |
| 5.1. Otimização de estágio único | 40 |
| 5.1.1. Análise de sensibilidade pelo volume de venda | 42 |
| 5.1.2. Análise de sensibilidade pelos parâmetros lambdas | 43 |

| | |
|--|----|
| 5.2. Otimização estocástica de dois estágios | 45 |
| 5.2.1. 1ª Simulação: Produto com entrega para o 4º trimestre | 46 |
| 5.2.2. 2ª Simulação: Produto com entrega para 2022 | 51 |
| 6. Conclusão | 58 |
| Referências bibliográficas | 60 |

Lista de tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 4.1: Nomenclatura dos cenários para o modelo de 2 estágios | 35 |
| Tabela 4.2: Probabilidades de ocorrência dos cenários do modelo de otimização estocástica de 2 estágios | 35 |
| Tabela 4.3: Trabalhos acadêmicos nas áreas de previsão de preços futuros e metodologias para tomada de decisão. | 36 |
| Tabela 5.1: Escala fundamental de Saaty | 38 |
| Tabela 5.2: Matriz de julgamentos | 39 |
| Tabela 5.3: Matriz de pesos | 39 |
| Tabela 5.4: Peso critério e consistência | 39 |
| Tabela 5.5: Probabilidades e peso probabilístico | 40 |
| Tabela 5.6: Estatística descritiva das 2.000 séries de PLD: mês nov/21 | 41 |
| Tabela 5.7: Resultados da otimização de único estágio para o produto nov/21 | 41 |
| Tabela 5.8: Análise de sensibilidade do volume de venda da otimização de único estágio: produto nov/21 | 42 |
| Tabela 5.9: Perfis representativos para estudo de análise de sensibilidade | 43 |
| Tabela 5.10: Estatística descritiva das 2.000 séries do PLD: produto 4º trimestre de 2021 | 47 |
| Tabela 5.11: Teste não paramétrico de Kruskal-Wallis: produto 4º trimestre de 2021 | 47 |
| Tabela 5.12: Análise por pares: produto 4º trimestre de 2021 | 48 |
| Tabela 5.13: Histórico 2019 a 2021 dos preços de mercado e valor esperado do PLD: produto 4º trimestre | 49 |
| Tabela 5.14: Previsão dos preços de mercado do segundo estágio: produto 4º trimestre de 2021 | 49 |
| Tabela 5.15: Resultados da otimização estocástica de 2 estágios: produto 4º trimestre de 2021 | 50 |
| Tabela 5.16: Resultados comparativos entre os modelos de otimização de 1 e 2 estágios: produto 4º trimestre de 2021 | 51 |
| Tabela 5.17: Estatística descritiva das 2.000 séries do PLD: produto 2022 | 52 |

| | |
|---|----|
| Tabela 5.18: Teste não paramétrico de Kruskal-Wallis: produto 2022 | 53 |
| Tabela 5.19: Análise por pares: produto 2022 | 54 |
| Tabela 5.20: Histórico 2019 a 2021 dos preços de mercado e valor esperado do PLD: produto ano posterior | 55 |
| Tabela 5.21: Previsão dos preços de mercado do segundo estágio: produto 2022 | 55 |
| Tabela 5.22: Resultados da otimização estocástica de 2 estágios: produto 2022 | 56 |
| Tabela 5.23: Resultados comparativos entre os modelos de otimização de 1 e 2 estágios: produto 2022 | 57 |

Lista de figuras

| | |
|--|----|
| Figura 1.1: Histórico CCEE dos consumidores e comercializadoras de energia e participação no consumo total do SIN | 13 |
| Figura 2.1: Diagrama dos processos de contabilização e liquidação da CCEE | 18 |
| Figura 2.2: Dilema do Operador | 20 |
| Figura 2.3: Histórico de 2016 a 2021 do PLD por submercado | 21 |
| Figura 3.1: Representação gráfica das métricas de risco VaR e CVaR | 25 |
| Figura 3.2: Modelo de recurso em 2 estágios | 30 |
| Figura 5.1: Influência dos perfis de aversão ao risco no percentual do montante de energia destinado a venda | 44 |
| Figura 5.2: Gráfico dos resultados da otimização com sensibilidade dos perfis de aversão ao risco do modelo de único estágio | 45 |

Lista de siglas e abreviaturas

ABRACEEL – Associação brasileira dos comercializadores de energia

ACL – Ambiente de contratação livre

ACR – Ambiente de contratação regulada

AHP – *Analytic hierarchical process*

ANEEL – Agência nacional de energia elétrica

BBCE – Balcão brasileiro de comercialização de energia

CCEE – Câmara de comercialização de energia elétrica

CMO – Custo marginal de operação

CVaR – *Conditional Value at Risk*

ENA – Energia natural afluenta

FCF – Função de custo futuro

MCP – Mercado de curto prazo

MME – Ministério de minas e energia

MRE – Mecanismo de realocação de energia

ONS – Operador nacional do sistema

PLD – Preço de liquidação das diferenças

PMO – Programa mensal de operação energética

PO – Pesquisa operacional

REE – Reservatório equivalente de energia

RESEB – Projeto de reestruturação do setor elétrico brasileiro

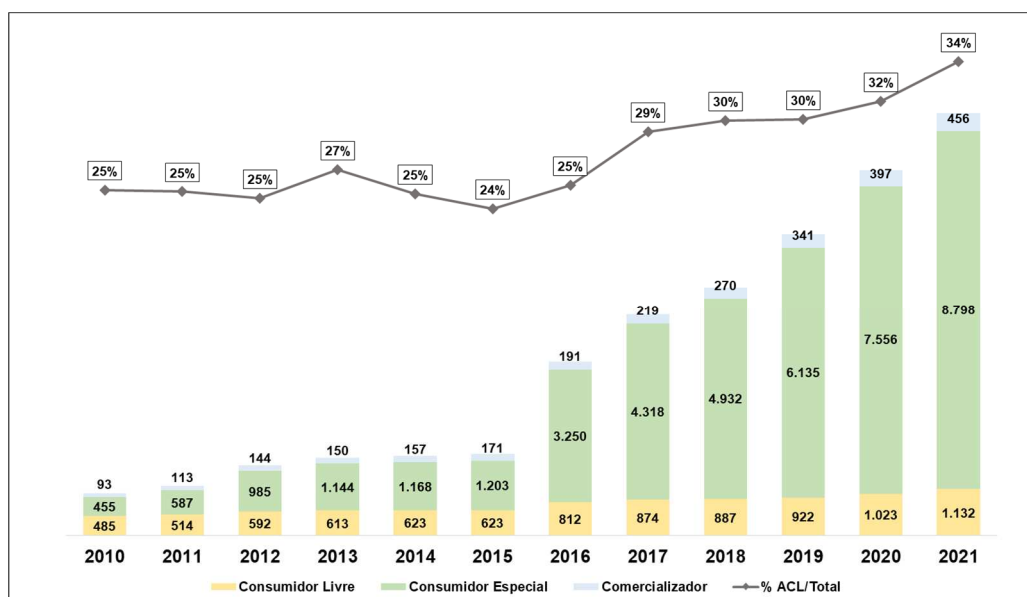
SEB – Setor elétrico brasileiro

SIN – Sistema interligado nacional

VaR – *Value at Risk*

Introdução

A adoção do novo modelo do setor elétrico a partir de 2004 possibilitou aos agentes de mercado a comercialização de energia no ambiente de contratação livre (ACL), permitindo a livre negociação entre as partes. Esta flexibilidade de contratação, o balanço energético excedente dos geradores após o racionamento de 2001 e as elevadas tarifas de energia elétrica homologadas para as distribuidoras no ambiente de contratação regulada (ACR) impulsionaram o crescimento dos participantes e do volume comercializado no mercado livre nos últimos anos tal como mostrado na Figura 1.1.



Fonte: Elaborado a partir dos dados dos relatórios em CCEE, 2022

Figura 1.1: Histórico CCEE dos consumidores e comercializadoras de energia e participação no consumo total do SIN

A despeito da tendência apresentada, conforme Argento (2020), os mecanismos de segurança e garantias financeiras do ACL não evoluíram na mesma proporção do número de agentes deste mercado, sem a existência, por exemplo, de contraparte central para liquidação das operações e não exigência aos agentes de registro das posições futuras de seus respectivos portfólios de energia

Desta forma, houve, nos últimos anos, recorrentes casos de insolvência de comercializadoras de energia e de não cumprimento dos contratos bilaterais previamente acordados.

No que tange à tomada de decisão na comercialização de energia, cabe destacar a significativa influência de variáveis meteorológicas na formação e volatilidade dos preços, fazendo com que estas decisões sejam realizadas sob condições de incerteza. Desta maneira, e considerando os princípios da racionalidade econômica preconizados, os agentes do ACL buscam ativamente estratégias de contratação de forma a maximizar o retorno de seus ativos e/ou mitigação dos riscos envolvidos, sendo o principal deles o risco de mercado decorrente da flutuação dos preços.

Neste contexto, esta pesquisa surge com a diretriz de responder a seguinte pergunta: “Como mitigar o risco de mercado e/ou maximizar o retorno nas operações de comercialização de energia elétrica no ACL a partir da utilização de contratos a termo e possíveis modelos de otimização para tomada de decisão?”

Desta maneira, este trabalho tem por objetivo geral avaliar a aplicabilidade de dois modelos de otimização sob incerteza com estágio único de decisão e o estocástico de dois estágios na tomada de decisão de uma comercializadora, além de comparar as decisões recomendadas pelos modelos. Adicionalmente, os objetivos específicos a serem cumpridos são:

- Cálculo da métrica de risco *Conditional Value at Risk* (CVaR), Equivalente Certo e Prêmio de Risco relativas à contratos futuros de energia;
- Construção de modelos para estimação da curva forward de energia para os produtos avaliados;
- Análise da influência dos parâmetros de aversão ao risco presente na função de preferência do modelo proposto na tomada de decisão.

A contribuição desta dissertação é promover entendimentos e fomentar a relevância da gestão do risco de mercado nas atividades de comercialização de energia, bem como oferecer modelos de otimização para o auxílio na tomada de decisão.

O presente estudo está dividido em 6 capítulos, sendo o capítulo inicial introdutório utilizado para contextualizar o problema de pesquisa, além de definir os objetivos da dissertação.

No capítulo 2, aborda-se um breve histórico do setor elétrico brasileiro até a reforma estrutural ocorrida em 2004, sendo apresentado também os principais

pilares do modelo vigente e seu respectivo desenho de mercado, tanto na área de operação do sistema e mecanismos de formação de preços, bem como na esfera comercial com os procedimentos de contabilização e liquidação dos contratos.

A conceituação das principais métricas de riscos, suas vantagens e limitações são tratadas no capítulo 3, além dos principais tipos de riscos observados, os instrumentos utilizados na gestão de riscos das atividades de comercialização de energia elétrica e os conceitos e relevância dos processos de otimização, com destaque para a utilização da otimização estocástica na tomada de decisão e precificação dos produtos envolvidos na comercialização de energia.

Ao longo do capítulo 4 discorre-se sobre a formulação matemática e modelagem utilizada neste trabalho. Posteriormente, no capítulo 5, são elaborados estudos de caso com aplicação dos modelos propostos, discussão dos resultados obtidos e suas respectivas análises de sensibilidade.

No capítulo 6 mostram-se as conclusões gerais deste trabalho, finalizando com comentários gerais quanto aos objetivos da dissertação, aplicabilidade dos resultados encontrados e propostas para pesquisas futuras.

2

Comercialização de energia elétrica no Brasil

2.1

Histórico e reforma do setor elétrico

Conforme Joskow (2008), inicialmente, a indústria elétrica foi estruturada em monopólios estatais, concentrando as atividades de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Contudo, os elevados custos de operação decorrentes da ineficiência da gestão proporcionavam uma alta tarifa de energia aos consumidores finais e/ou necessidade de fortes subsídios por parte do Estado.

Desta forma, ao longo das décadas de 80 e 90, o setor de energia foi gradualmente transferido ao capital privado, tendo como objetivos principais a busca pela alocação eficiente dos custos econômicos das atividades e a melhoria na qualidade do serviço prestado pelas empresas.

No Brasil, devido à forte recessão do país na década de 80 e perda da capacidade de investimento por parte do governo, o processo de abertura gradual do mercado de comercialização de energia elétrica ocorreu na década seguinte com o Projeto RESEB e a promulgação da Lei 9.074 de 1995, estabelecendo, dentre outras medidas, as opções de compra de energia por parte dos consumidores que desejassem migrar para o mercado livre, além do livre acesso ao sistema de distribuição e transmissão. (LOUREIRO, 2009)

De acordo com Gomes (2002), o Projeto RESEB ocorreu em paralelo ao processo de privatização do setor elétrico. Além disto, haveria um período de transição de 2003 até 2006, durante o qual o segmento de geração de energia seria transferido para preços de mercado ao invés de preços regulados, criando, desta forma, condições para a reestruturação do setor.

Cabe salientar que o mercado livre de energia a partir da contratação bilateral junto aos geradores, por se tratar de atividade competitiva, partiu do pressuposto da capacidade de indução de novos investimentos e, por conseguinte, o crescimento e sustentabilidade deste novo mercado.

Porém, os poucos consumidores que migraram para este mercado não encontraram incentivos econômicos para a celebração de contratos de longo prazo junto aos geradores, pois o custo marginal de operação (CMO) que os agentes estavam expostos não fornecia o sinal econômico adequado, dada a

matriz elétrica brasileira formada predominantemente por energia proveniente de fontes hidroelétrica. (CASTRO et al, 2014).

2.2

Modelo atual do setor elétrico brasileiro

O descompasso entre o crescimento do consumo de energia e dificuldade para a realização de investimentos em novos projetos de geração, bem como o racionamento de energia ocorrido em 2001, ensejaram a reformulação do setor elétrico brasileiro com a promulgação da Lei 10.848 de 2004 e os Decretos 5.163 e 5.177 de mesmo ano, determinando, dentre outras medidas, a segmentação das atividades de geração, transmissão, distribuição e comercialização, bem como a regulamentação da contratação de energia em 2 ambientes: ACR e ACL.

O principal pilar deste novo modelo foi a determinação da contratação compulsória por parte dos consumidores de 100% de seu volume consumido, estabelecendo inclusive penalidades financeiras caso isto não ocorra.

No ambiente de contratação regulado (ACR), destinado ao atendimento dos consumidores cativos, foi instituída uma rotina de leilões públicos estruturados pelo Ministério de Minas e Energia (MME) com a finalidade de contratação de energia para o longo prazo pelas distribuidoras, tendo estes contratos de venda de energia como principal garantia para a constituição de financiamento dos agentes de geração junto ao BNDES. (CASTRO et al, 2014).

No ambiente de contratação livre (ACL), os contratos de energia são negociados bilateralmente entre geradores, comercializadores e consumidores livres. Estes possuem prazos de fornecimento inferiores e, por consequência, menor financiabilidade quando comparado aos contratos celebrados no mercado cativo. Desta forma, a expansão da oferta de energia do setor elétrico brasileiro (SEB) foi realizada majoritariamente a partir do mercado regulado.

Haja vista de potenciais penalidades pela subcontratação por parte dos consumidores do ACR e ACL, o crescimento de carga projetado para o país passou a ser suprido por sucessivos leilões e, por conseguinte, a construção de novas usinas e fortalecimento da matriz elétrica, mitigando os problemas de abastecimento de energia observados no passado.

Outro ponto fundamental deste modelo foi a realização do despacho de energia de forma centralizada pelo Operador Nacional do Sistema (ONS). Cabe observar por Castro et al (2017) que os contratos de energia celebrados tanto no

ACR quanto no ACL não influenciam neste despacho físico, resultando assim em um descompasso entre o modelo comercial e a própria operação do sistema.

2.3

Mercado de curto prazo, liquidação e contabilização

De acordo com o Decreto 5.163 de 2004, todos os contratos de energia devem ser registrados na Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Este registro é realizado atualmente no sistema CliqCCEE, tendo todos os agentes participantes que comercializam energia no Sistema Interligado Nacional (SIN) a responsabilidade de informar os dados necessários para tal.

Conforme Ribeiro (2015), a energia elétrica não possui capacidade de ser armazenável em grandes quantidades de forma competitiva e viável. Assim, faz-se necessário realizar o balanço produção-consumo, valorando a diferença entre a energia gerada e consumida de cada agente por um preço que reflita o custo marginal do sistema.

Este balanço energético com apuração das exposições do Mercado de Curto Prazo (MCP), o recebimento e/ou pagamento de encargos, o cálculo das exposições financeiras e o Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) são algumas atividades de um processo da CCEE denominado Contabilização.

Posteriormente, o resultado financeiro deste processo é informado aos agentes de mercado que realizam o pagamento ou recebimento dos valores devidos na Liquidação Financeira. Estas etapas de Contabilização e Liquidação são realizadas pela CCEE e apresentadas de forma resumida na Figura 2.1 a seguir:

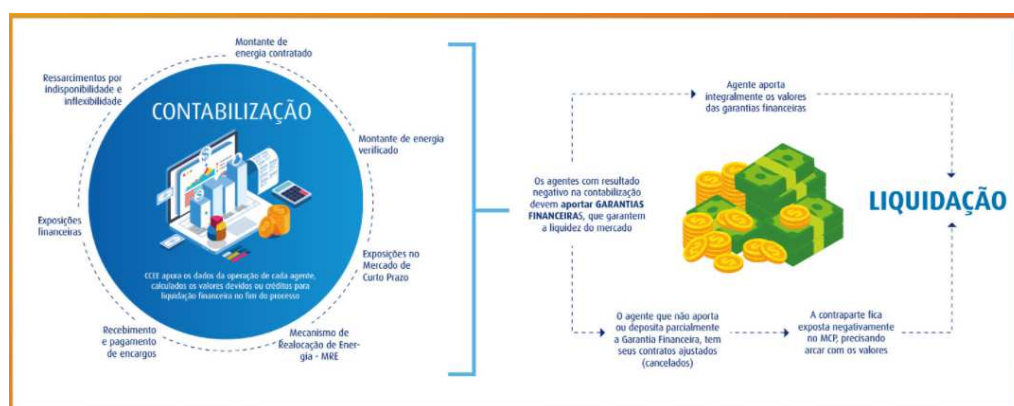


Figura 2.1: Diagrama dos processos de contabilização e liquidação da CCEE

As operações de comercialização de energia são contabilizadas e liquidadas de forma multilateral, ou seja, o crédito de uma contraparte é provido a partir dos recursos pagos por todos os agentes em posição devedora no mercado.

Neste desenho de mercado, a CCEE não se configura como contraparte central do processo de liquidação, tendo somente a função de realizar o balanço energético e a partir dele, os cálculos da contabilização. As compensações financeiras são executadas por uma instituição financeira autorizada pelo Banco Central. (CCEE, 2021)

2.4

Formação de preços de energia elétrica no Brasil

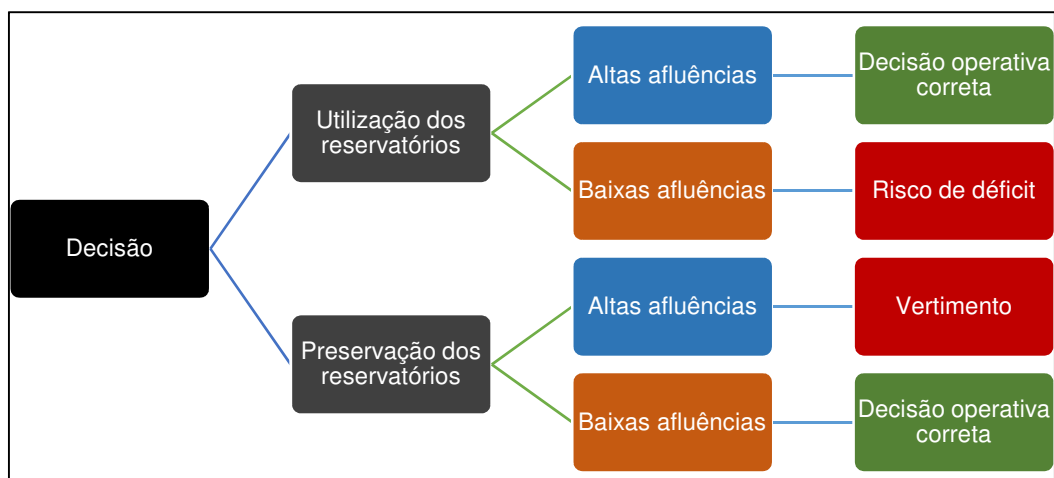
O PLD, preço de liquidação das diferenças, é calculado pela CCEE diariamente para cada hora do dia seguinte, considerando a aplicação dos limites máximos (horário e estrutural) e mínimo vigentes para cada período de apuração e para cada submercado. Este cálculo é realizado por modelos computacionais (Newave, Decomp e Dessem) e tem como base o custo marginal de operação (CMO). (MAYO, 2021)

Considerando a diversidade de custos e tipos de fontes de energia na composição da matriz elétrica brasileira, estes modelos computacionais devem ponderar o benefício presente a partir da utilização da água e o benefício futuro de seu armazenamento, bem como a economia que esta reserva energética proporcionará com custo dos combustíveis associado às usinas termelétricas do sistema.

Do ponto de vista imediato, o despacho por parte do ONS da utilização total da energia hidrelétrica disponível em cada período é mais econômica, porque reduz os custos de combustível das usinas térmicas. Contudo, esta operação eleva os riscos de déficits de energia futuros, caso não se realize um regime hidrológico favorável.

Por outro lado, caso seja utilizada uma maior parcela de energia proveniente das usinas térmicas, e seja observada boas afluências, os níveis dos reservatórios das usinas hidráulicas podem elevar acima dos valores máximos, sendo necessário o vertimento deste volume represado, não otimizando assim o custo total de operação do sistema.

Estas decisões associadas aos cenários descritos podem ser observadas na Figura 2.2 abaixo:



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 2.2: Dilema do Operador

Desta forma, o modelo de otimização empregado para o cálculo do PLD busca equilibrar entre os benefícios imediatos e futuros levando em consideração fatores como condições hidrológicas, preços de combustível, disponibilidade de equipamentos de geração e transmissão, demanda de energia, dentre outros.

Conforme comentado, no desenho de mercado brasileiro, o cálculo do CMO, e posteriormente PLD, é operacionalizado por modelos computacionais, sendo os mesmos descritos a seguir:

NEWAVE: Utilizado para o planejamento da operação de médio prazo com horizonte de até 5 anos. Possui discretização mensal, representa o parque termelétrico de forma individual e realiza a agregação por Reservatórios Equivalentes de Energia - REE para as usinas hidrelétricas. As demais fontes de energia não são modeladas individualmente, sendo abatidas da carga do SIN. O seu objetivo é estabelecer a política de operação das usinas geradoras em cada estágio que minimiza o valor esperado do custo de operação para todo o período de planejamento. Um dos principais resultados obtidos são as funções de custo futuro (FCF), que traduzem para o modelo de curto prazo o impacto da utilização da água armazenada nos reservatórios. (CCEE, 2021)

DECOMP: Utilizado para o planejamento da operação de curto prazo com horizonte máximo de 2 meses. Possui discretização semanal para o 1º mês de

previsão e tanto as usinas termelétricas quanto as usinas hidrelétricas são modeladas individualmente. O objetivo deste modelo é determinar o resultado da geração das usinas hidrelétricas e termelétrica que minimiza o custo de operação ao longo do período de planejamento, considerando as informações disponíveis de previsões de cargas, vazões, disponibilidades, limites de transmissão entre submercados, etc. Desta forma, o modelo fornece a FCF para o acoplamento com o modelo de curtíssimo prazo. (CCEE, 2021)

DESSEM: Utilizado para o planejamento da operação de curtíssimo prazo com um horizonte máximo de 7 dias. A representação das usinas termelétricas considera as especificidades das unidades geradoras e as usinas hidrelétricas são representadas individualmente, assim como no modelo de curto prazo DECOMP. O objetivo deste modelo também é minimizar o custo de operação do sistema considerando um conjunto mais detalhado das informações de previsões de carga, vazões, geração eólica, disponibilidades, limites de transmissão entre subsistemas, função de custo futuro do Decomp, etc. (CCEE, 2021)

Na Figura 2.3, é apresentado o histórico do PLD dos quatro submercados do SIN no período de 2016 a 2021.

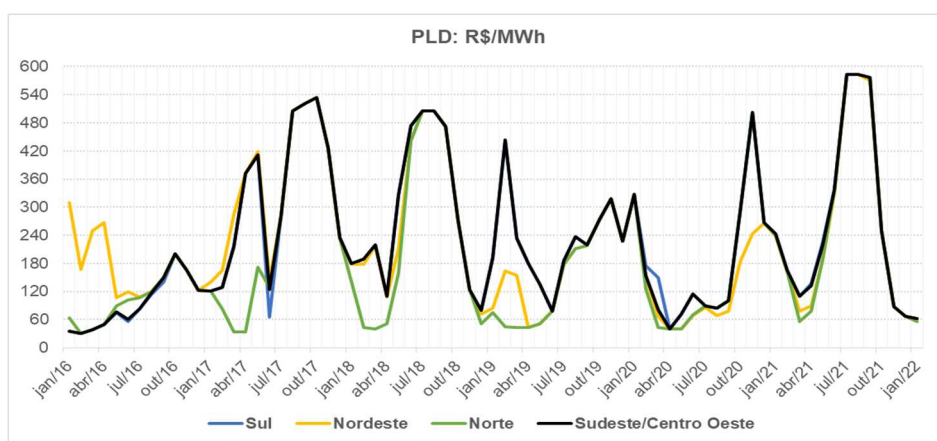


Figura 2.3: Histórico de 2016 a 2021 do PLD por submercado

Primeiramente, é possível observar a forte volatilidade em função principalmente das condições hidrológicas e dos níveis de armazenamento observados. Além disto, cabe destacar a influência dos limites de intercâmbio de energia entre os subsistemas ocasionando, por ventura, descolamentos dos preços entre os mesmos.

3

Gestão de riscos e otimização na comercialização de energia

3.1

Definição

De acordo com Jorion (2007), risco pode ser definido como a variação ou desvio dos resultados esperados, sendo observados, por exemplo no valor dos ativos, resultado financeiro de uma companhia ou operação analisada especificamente.

Além disto, os riscos podem ser causados por ações humanas, tais como inflação, ciclos financeiros, guerras e inovações tecnológicas, bem como possuir origens externas, tais como, fenômenos naturais, terremotos, tornados, dentre outros.

Para Damodaran (2007 apud HOLTON, 2004), são necessárias duas componentes para a existência do risco: (i) a incerteza sobre os potenciais resultados e (ii) os resultados precisam ser expressados em termos de sua utilidade.

Considerando que o risco é um aspecto inerente de qualquer atividade econômica, o seu gerenciamento é imprescindível para garantir a integridade dos negócios.

Além da sustentabilidade dos negócios, pode se enumerar outros benefícios oriundos da gestão de riscos, tais como: crescimento dos resultados da companhia, maior credibilidade perante o mercado, mecanismos de controle de perdas financeiras e melhor alocação de capital sensível ao risco. (ABRACEEL, 2020)

No âmbito da comercialização de energia elétrica, as etapas da gestão de riscos, ou seja, identificação, análise, mensuração e controle, proporcionam limites na materialização das perdas econômicas, de forma que os riscos assumidos sejam compatíveis com a capacidade financeira do agente de mercado.

3.2

Identificação dos riscos

Ainda no contexto da comercialização de energia, Mayo (2021) classifica os riscos inerentes desta atividade econômica, sendo alguns destes apresentados abaixo:

Risco de mercado: Possibilidade de perdas decorrentes da variação dos preços de energia.

Risco de contraparte: Possibilidade de perdas oriundas da inadimplência de pagamento ou da falta de entrega da energia pelo fornecedor.

Risco de quantidade: Causada por variações não previstas na demanda ou suprimento de energia da contraparte. Este risco, frequentemente, produz efeitos que potencializam o impacto de riscos tais como o risco de mercado e de contraparte.

Risco operacional: Resultado de falhas humanas ou deficiências nos sistemas de tecnologia da informação ou controles internos.

Risco de liquidez: Ocorre quando não há volume de operações suficientes no mercado de energia, dificultando e/ou impedindo o agente de fechar determinada posição em risco.

Risco regulatório: Oriundo de alterações nas leis e regulamentação do setor, elevando os custos operacionais e potencial redução na atratividade de investimentos.

3.3

Métricas de riscos

Este trabalho visa auxiliar o tomador de decisão no processo de comercialização de energia, utilizando para isto uma metodologia de otimização estocástica em 2 estágios, construção de curvas *forwards* e contratos a termo.

Desta forma, serão analisadas mais detalhadamente as principais métricas de riscos que buscam representar potenciais perdas associadas com a volatilidade dos preços de energia, ou seja, o próprio risco de mercado.

Cabe salientar que a determinação das métricas de risco deve ser concentrada a um grupo de estatísticas que, concomitantemente, possua fácil

compreensão e englobem as principais informações necessárias para a tomada de decisão.

3.3.1

Value at risk – VaR

Conforme Ribeiro (2015), esta metodologia possui larga aplicação na indústria financeira, sendo uma medida estatística com capacidade de mensurar o risco de uma carteira de investimentos e definida a partir da máxima perda de uma posição em um determinado intervalo de tempo, considerando um intervalo de confiança. De forma exemplificada, uma comercializadora de energia que possua um portfólio de contratos e um VaR de R\$ 30 milhões no horizonte de 1 mês com intervalo de confiança de 95% significa que em apenas 5% do tempo, ou seja, 1 a cada 20 meses, são esperadas perdas superiores a R\$ 30 milhões.

O VaR pode ser determinado a partir de alguns métodos, a saber: método analítico, simulação histórica e método de Monte Carlo. No método analítico ou VaR paramétrico, é necessária a estimação da matriz de correlação das volatilidades, bem como a assunção da premissa de distribuição normal dos retornos dos ativos. Por outro lado, na simulação histórica, conforme o próprio nome sugere, os dados reais dos ativos são utilizados para o cálculo do risco. (CAMARGO, 2015)

A despeito de sua fácil interpretação, é importante notar que esta métrica possui algumas limitações, apontadas por Ribeiro (2017), tais como: (i) não dispõe de informações das perdas potenciais que ultrapassam o valor do próprio VaR, (ii) sua aplicação é de complexa otimização quando não se assume distribuição normal para as variáveis de mercado e (iii) não é considerada uma métrica coerente, dado que viola a propriedade de subaditividade, ou seja, o VaR de um portfólio pode ser superior à soma dos riscos dos ativos individualmente.

3.3.2

Conditional value at risk – CVaR

De forma a transpor às limitações do VaR apontadas anteriormente, Rockafellar e Uriasev (2000) propuseram em seu trabalho seminal como métrica

de risco o CVaR, sendo o mesmo definido como o valor médio esperado das perdas que excedem o valor do VaR.

Deste modo, o CVaR, diferentemente do VaR, consegue fornecer informações das potenciais perdas que ultrapassam o intervalo de confiança, ou seja, que ocorrem na cauda da distribuição de resultados.

Naturalmente, estas propriedades conferem ao CVaR uma medida mais restritiva, dado que, por definição, o VaR torna-se um limite superior, ou seja, menores perdas associadas, tal como observado na Figura 3.1 a seguir:

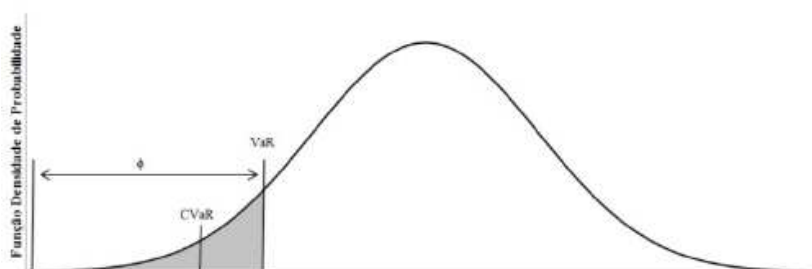


Figura 3.1: Representação gráfica das métricas de risco VaR e CVaR

Nas atividades de comercialização, observa-se a utilização tanto do VaR quanto CVaR para mensuração dos riscos associados aos portfólios de contratos e/ou para análise de determinada operação de compra ou venda de energia.

Quando se trata de produtos de médio e longo prazo, constata-se o uso do horizonte mensal associado ao intervalo de confiança de 95% de grande parte dos agentes de mercado. Complementarmente, para os produtos de curto prazo, e consequentemente, maior volatilidade, algumas companhias também aplicam o horizonte semanal para a determinação dos limites de risco permitidos.

Interessante notar que, tanto a periodicidade quanto o intervalo de confiança adotado dependem das características da carteira de contratos, da estrutura de governança da empresa e de seu nível de apetite ao risco, exigindo que estas escolhas sejam realizadas de maneira personalizada à empresa.

3.4

Mitigação de riscos e derivativos de energia

No ambiente de contratação livre de energia elétrica, os consumidores podem negociar as condições contratuais livremente com seus fornecedores, como por exemplo o preço, prazo de fornecimento e flexibilidades de consumo.

Este ambiente de contratação proporciona maior autonomia na gestão dos contratos de compra e venda, tendo as comercializadoras de energia, fundamentalmente, as funções de provimento de liquidez e assunção de riscos, podendo estes serem mitigados a partir da utilização de contratos de derivativos propriamente ditos ou similares.

Conceitualmente, derivativos são contratos financeiros que possuem o seu valor dependente ou derivado do preço de mercado à vista de um ativo, denominado ativo-objeto. No contexto do mercado brasileiro, o PLD é a principal referência para a precificação da energia de curto prazo e também é utilizado como base para alguns contratos de derivativos.

Contudo, devido às características da matriz elétrica do SIN ainda com forte dependência de usinas hidrelétricas, o PLD apresenta como características elevada volatilidade e difícil previsão. Diante deste cenário, os agentes de mercado procuram por operações de “*hedge*” para mitigar o risco desta volatilidade.

Apesar da existência de contratos de derivativos financeiros já em utilização no mercado de energia, usualmente a comercialização de energia no Brasil envolve acordos de compra e venda que possuem comprometimento de entrega física futura, sendo os mesmos registrados na CCEE e não sendo regidos pela regulamentação do mercado financeiro.

Alternativamente, em mercados mais maduros, existe a possibilidade de negociação de preços futuros, sem entrega física da energia, proporcionando melhor autonomia na gestão de risco e otimização das garantias financeiras associadas.

Segundo boletim da Associação Brasileira dos Comercializadores de Energia (ABRACEEL), o índice de liquidez dos contratos físicos do período de janeiro a dezembro de 2021 foi 4,02 constatando assim que majoritariamente os contratos registrados na CCEE já possuem a característica puramente financeira com o objetivo de *hedge* de preço.

Além dos benefícios citados anteriormente a partir do uso de derivativos, é esperado um aumento da liquidez e do volume de operações, dado que os agentes perceberiam menores custos e riscos nas negociações, pois a liquidação de derivativos e futuros usualmente ocorre sobre a diferença entre o valor negociado e o valor de fechamento, e não sobre o valor total da operação. (ABRACEEL, 2021)

3.4.1

Contratos a termo

Trata-se do tipo de derivativo mais utilizado para a mitigação de risco pelos agentes do mercado de eletricidade. Isto decorre, principalmente, pela possibilidade de personalização do produto, ou seja, os preços, volume de energia, submercado, prazo de fornecimento são firmados a partir de um contrato bilateral no instante da negociação. Não obstante, devido às particularidades e especificidade destes contratos, estas operações são realizadas em mercado de balcão.

No mercado brasileiro de eletricidade, onde é obrigatória a entrega física do produto associada aos contratos de energia, a liquidação destes contratos é realizada com o pagamento do preço acordado bilateralmente e o correspondente registro da energia na CCEE.

3.4.2

Contratos futuros

De acordo com Mayo (2021), os contratos futuros de eletricidade guardam semelhanças com os contratos a termo no que tange à fixação de um preço e volume de energia acordado. Contudo, considerando que se trata de um produto essencialmente financeiro, as outras especificações da negociação, tais como, local de entrega, prazo de pagamento, dentre outras, são bastante padronizadas.

Esta padronização dos contratos futuros permite que os mesmos possam ser negociados em bolsas organizadas. Desta forma, a partir da existência de uma contraparte central para as operações associada à marcação a mercado das operações e liquidação diária das posições em aberto, o risco de crédito percebido pelas contrapartes neste mercado é razoavelmente inferior quando comparado ao mercado de balcão, bem como os valores exigidos de margem de garantia aos agentes. (ABRACEEL, 2021)

No contexto da precificação destes contratos futuros no mercado de comercialização de energia elétrica, Cavaliere et al. (2019) aponta os impactos financeiros aos geradores de energia devido à representação horária do PLD. Ademais, Zambelli, Faria e Dias (2019) evidenciam em seu trabalho a importância da utilização dos perfis horários do PLD para melhor precificação do risco aos

geradores devido a curva de geração e a modulação negociada em seus contratos de venda.

3.5

Processos de otimização

A necessidade dos processos de otimização permeia todas as atividades humanas, em especial, as atividades econômicas da sociedade, dado que as tomadas de decisão são realizadas considerando a escassez dos recursos envolvidos.

No contexto do mercado de energia, Oliveira (2009) apresenta a otimização como sendo a adoção de uma estratégia de contratação ótima de uma empresa de geração para maximizar o retorno considerando o menor risco associado possível.

Conceitualmente, trata-se de uma área da Pesquisa Operacional (PO), sendo os problemas de otimização classificados como problemas de maximização ou minimização de uma função objetivo com uma ou mais variáveis em um determinado domínio, levando em consideração um conjunto de restrições estabelecidas.

De acordo com Scuzziato (2016), é de grande relevância o conhecimento da natureza dos dados utilizados para uma melhor modelagem do problema de otimização.

Desta forma, os modelos podem ser classificados em dois grupos: determinísticos e estocásticos. Nos modelos determinísticos, são conhecidas todas as informações no momento da tomada de decisão. Por outro lado, nos modelos estocásticos, estas informações são incertas no instante da decisão, conhecendo somente as possibilidades de ocorrência.

3.5.1

Otimização estocástica

Conforme Bortolossi e Pagnoncelli (2006), o campo da otimização estocástica utiliza de modelos para incorporar a ocorrência de incertezas ao

problema, por meio da inserção de variáveis aleatórias com distribuição de probabilidades conhecidas.

Deste modo, considerando que o mercado de energia brasileiro é influenciado majoritariamente por fatores que não são conhecidos a priori, tais como o volume de chuvas ocorrido nas bacias hidrográficas, intensidade dos ventos, dentre outros, a otimização estocástica é utilizada não somente nos modelos computacionais para cálculo do PLD, bem como observado o emprego desta ferramenta para a gestão de riscos e maximização de resultados pelos agentes de comercialização de energia.

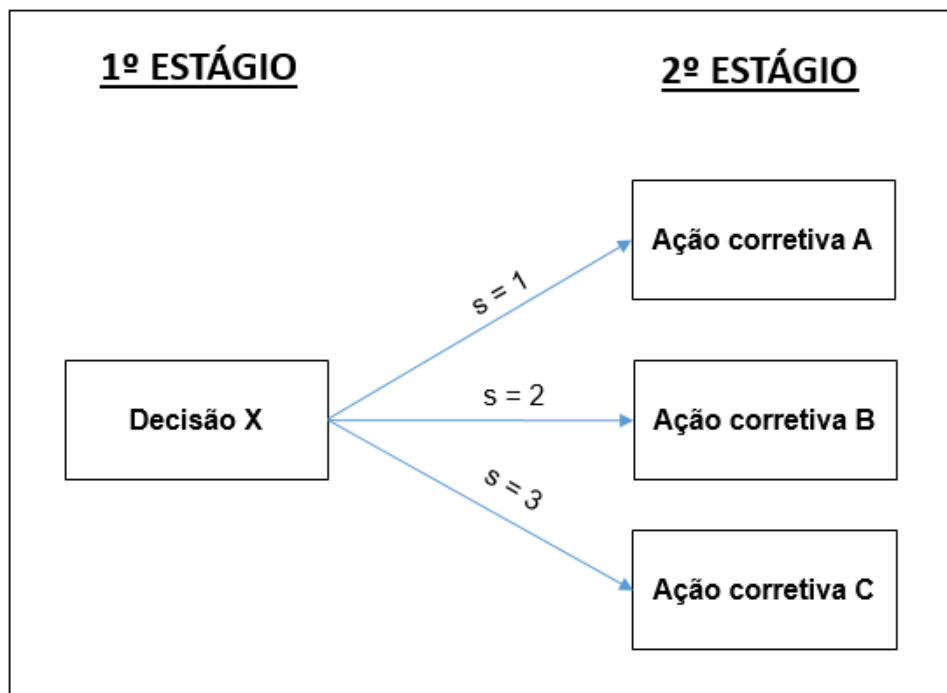
De maneira exemplificada, Gomes, Freire e Luz (2017) propõem a modelagem da geração eólica considerando a representação de fenômenos climáticos e da aversão ao risco a partir da otimização estocástica do portfólio de contratos pela maximização do valor esperado da utilidade, tendo o preço e a geração eólica como principais incertezas.

Adicionalmente, Decker, Matos e Finardi (2015) apresentam uma metodologia de suporte à tomada de decisão da sazonalização e comercialização de energia pela ótica do gerador com modelagem dos aspectos estocásticos do preço da energia, geração hidráulica do SIN e individual do agente com uso da ponderação entre o valor esperado e o CVaR da receita como mecanismo de aversão ao risco.

No ambiente da precificação de produtos normalmente negociados no ACL, Camargo et al. (2017) empregam modelos estocásticos para oferecer metodologias de precificação de swaps de período de fornecimento e cláusulas de flexibilidade do volume de entrega de energia.

Conforme apontado por Pflug e Romisch (2007), os modelos estocásticos permitem a inserção de métricas de risco, tal como o CVaR, de modo que a solução ótima recomendada pelo modelo pondera a expectativa de resultados e os cenários mais adversos da distribuição de probabilidades.

Dentre as classes de problemas estocásticos existentes, Bortolossi e Pagnoncelli (2006) enfatizam a importância dos modelos de recurso em 2 estágios. Nestes modelos, é tomada a decisão inicial, denominada de primeiro estágio, sem o conhecimento do valor dos parâmetros das variáveis aleatória do problema. Posteriormente, as decisões de segundo estágio buscam ajustar os efeitos não desejados decorrentes da decisão de primeiro estágio realizada anteriormente, tal como mostrado pela Figura 3.2 a seguir.



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 3.2: Modelo de recurso em 2 estágios

Desta forma, cabe salientar que a solução deste tipo de problema de otimização entrega uma solução que seja a mais atrativa dentre todos os potenciais cenários, diferentemente de realizar a otimização para cada cenário individualmente.

4

Metodologia e modelagem

Neste trabalho, foram aplicadas metodologias de otimização sob incerteza com simulação e decisão em estágio único ou em dois estágios, viabilizando o cálculo de prêmios de risco dinâmicos e o apoio à decisão de contratação sob a ótica de uma comercializadora de energia.

Enquanto no modelo de um estágio, a tomada de decisão considera um conjunto de 2.000 séries simuladas do PLD, no modelo de otimização estocástica, além do cenário mais provável na data da tomada de decisão, são projetados cenários alternativos e possíveis de ocorrer em um segundo estágio futuro. Dessa forma, é incluída na modelagem a possibilidade de ocorrência de cenários onde há um aumento ou diminuição dos níveis de preços de mercado estimados, resultantes da ocorrência de eventos capazes de alterar o comportamento do sistema, modificando cada conjunto simulado de PLDs para os diferentes cenários, como por exemplo diferentes cenários de energia natural afluenta (ENA).

4.1

Função de preferência

A função de preferência adotada nos modelos de otimização deste trabalho foi proposta por Luz (2016) e permite modelar a variação do nível de aversão ao risco de um agente de mercado considerando diferentes bandas de preferência. Esta função pode ser definida pela equação a seguir:

$$ECP_G = E[U(X)] = \lambda_0 E[X] + \sum_{n=1}^N \lambda_n CVaR_{\alpha_n} \quad (4-1)$$

Onde:

$\lambda_i \geq 0$: Medida de aversão ao risco do agente

$$\sum_i \lambda_i = 1, i \in [0, N].$$

Considerando o cenário em que os agentes estão em posição comprada no mercado de energia elétrica, a posição financeira X pode ser expressa pela equação (4-2):

$$X = \sum_{t=1}^t [(1 - \delta)\pi_t + \delta\phi_t - \chi]v_t\eta_t \quad (4-2)$$

Onde:

δ : Percentual da decisão de venda da operação de *hedge*;

π_t : Preço *spot* de energia (R\$/MWh);

ϕ_t : Preço futuro de energia determinado pela curva *forward* (R\$/MWh);

χ : Custo de oportunidade (R\$/MWh);

v_t : Quantidade contratada (MWm);

η_t : Número de horas no mês t .

Por fim, a partir da função de preferência descrita anteriormente, pode se calcular o Equivalente Certo (φ) e o Prêmio de Risco (γ), que são apresentados, respectivamente, nas equações a seguir:

$$\varphi = U^{-1}(E[U(X)]) = U^{-1}(\lambda_0 E[X] + \sum_{n=1}^N \lambda_n CVaR_{\alpha_n}(X)) \quad (4-3a)$$

$$\gamma = E[X] - \varphi \quad (4-3b)$$

O Equivalente Certo, conforme Aguiar (2008) elucida, reflete a situação de indiferença do agente entre a cobertura e a exposição ao risco do preço de energia. Complementarmente, o prêmio de risco representa o prêmio exigido pela operação de *hedge* e é calculado pela diferença entre a média da posição financeira X e o Equivalente Certo.

4.2

Parâmetros de risco

No que se refere à estimação dos parâmetros do nível de aversão ao risco da função de preferência deste trabalho, foi utilizada uma matriz de comparação paritária entre os pesos dados aos diferentes intervalos de risco, utilizando se uma escala própria que integrou os conceitos do método *Analytic Hierarchical Process* (AHP) desenvolvido por Saaty (1990) aliado à abordagem de função peso desenvolvida no artigo seminal de finanças comportamentais de Kahneman e Tversky (1979).

Esta metodologia recomenda a identificação do problema, definição de seus objetivos, as alternativas existentes, os critérios de tomada de decisão e a

seleção dos tomadores de decisão. Após estas etapas, é recomendada aos tomadores de decisão a análise da importância de cada critério em detrimento ao outro, formando assim uma matriz de julgamentos.

Por fim, deve se realizar a normalização dos julgamentos, obtendo uma matriz de pesos atribuídos às comparações de paridade (matriz de preferências) e a cada um dos critérios.

4.3

Função objetivo

Para o modelo de otimização de único estágio, a função objetivo considera a maximização do valor esperado da utilidade para o cenário avaliado.

A função objetivo do modelo de otimização estocástica de 2 estágios, apresentada pela equação (4-4) a seguir busca maximizar o valor esperado da soma das utilidades resultantes de cada cenário ponderada pelas respectivas probabilidades de ocorrência.

$$Max \{E[U(S, M, D)] = U(\pi_S) \times p_S + U(\pi_M) \times p_M + U(\pi_D) \times p_D \} \quad (4-4)$$

Onde:

π_S = Função lucro, cenário S

π_M = Função lucro, cenário M

π_D = Função lucro, cenário D

p_S = Probabilidade de ocorrência, cenário S

p_M = Probabilidade de ocorrência, cenário M

p_D = Probabilidade de ocorrência, cenário D

$U(X)$ = Função utilidade da simulação (Utilidade da loteria)

Adicionalmente, a função lucro para cada cenário estimado é mostrada pelo grupo de equações abaixo, considerando para efeitos de apresentação a posição comprada pelo agente.

$$\pi_S = (Q - q_0 - q_S) \cdot PLD_S + q_S \cdot P_{Mercado S} - Q \cdot P_{Compra} \quad (4-5a)$$

$$\pi_M = (Q - q_0 - q_M) \cdot PLD_M + q_M \cdot P_{Mercado M} - Q \cdot P_{Compra} \quad (4-5b)$$

$$\pi_D = (Q - q_0 - q_D) \cdot PLD_D + q_D \cdot P_{Mercado D} - Q \cdot P_{Compra} \quad (4-5c)$$

Onde:

Q = Montante de energia contratado

q_0 = Montante de energia comercializado no primeiro estágio

q_S = Montante de energia comercializado no segundo estágio (cenário S)

q_M = Montante de energia comercializado no segundo estágio (cenário M)

q_D = Montante de energia comercializado no segundo estágio (cenário D)

P_{Compra} = Preço de compra / Custo de oportunidade

$P_{Mercado S}$ = Preço de mercado (curva forward em t_1 , cenário S)

$P_{Mercado M}$ = Preço de mercado (curva forward em t_1 , cenário M)

$P_{Mercado D}$ = Preço de mercado (curva forward em t_1 , cenário D)

Pode se constatar que as 4 variáveis de decisão são a quantidade de energia comercializada no primeiro estágio e as quantidades de energia no segundo estágio para cada cenário construído.

Para cada cenário, o lucro é proveniente da receita da venda de energia que se divide em duas parcelas: a receita proveniente da venda no mercado de curto prazo valorada ao PLD e a receita associada ao montante de energia para o qual foi feito o *hedge* ao preço de mercado menos o custo da energia valorado ao preço de compra ou custo de oportunidade associado.

4.4

Construção dos cenários

Conforme mencionado anteriormente, na modelagem de otimização estocástica proposta, faz se necessária a elaboração de metodologias para previsão dos preços de energia elétrica, considerando para tal diferentes cenários para composição do 2º estágio.

Assim, devido à forte influência das variáveis meteorológicas na formação de preços no Brasil, em especial as ENAs previstas para as principais bacias do SIN, os cenários do 2º estágio explicitados nas equações (4-5a) a (4-5c) foram estruturados conforme a realização das ENAS ao longo do 1º estágio, sendo adotada a seguinte nomenclatura ao longo deste trabalho.

| | Realização ENA (1º estágio) | Tendência Preço/PLD (2º estágio) |
|------------------|--|---|
| Cenário S | Inferior | Alta |
| Cenário M | Média | Média |
| Cenário D | Superior | Baixa |

Tabela 4.1: Nomenclatura dos cenários para o modelo de 2 estágios

Desta forma, foi incluída na modelagem a possibilidade de ocorrência de cenários onde há um aumento ou diminuição dos níveis de preços de mercado estimados, resultantes da ocorrência de eventos capazes de alterar o comportamento do sistema, modificando cada conjunto simulado de PLDs.

Especificamente sobre a estimação das probabilidades de ocorrência associadas a cada cenário, foi considerado o histórico das previsões de ENAs do programa mensal de operação energética (PMO) coordenado pelo ONS referente ao período de janeiro de 2016 a dezembro de 2021 e os valores realizados da ENA do submercado Sudeste Centro-oeste como elemento classificador dos cenários. O submercado Sudeste Centro-oeste foi utilizado para tal finalidade dado que é o submercado de maior representatividade energética no SIN.

A tabela 4.2 a seguir apresenta os resultados consolidados deste levantamento.

| | Observações | % Total |
|------------------|--------------------|----------------|
| Cenário S | 26 | 36% |
| Cenário M | 33 | 46% |
| Cenário D | 13 | 18% |
| Total | 72 | 100% |

Fonte: Elaborado a partir dos dados do PMO em ONS, 2021.

Tabela 4.2: Probabilidades de ocorrência dos cenários do modelo de otimização estocástica de 2 estágios

Para o período temporal considerado, pode se observar que os valores realizados de ENAs concentram se majoritariamente mais próximo do valor esperado das previsões mensais do ONS. Interessante destacar também a assimetria nas probabilidades associadas aos “cenários S” (pessimista) e “cenário D” (otimista), indicando possível superestimação das previsões de ENAs por parte do operador do SIN neste período temporal considerado.

4.5

Preços de energia / PLD

Os preços de energia elétrica, quer seja os preços de mercado praticados pelos agentes quer seja as previsões do PLD constituem os principais insumos nos modelos de tomada de decisão na comercialização de energia.

Conforme Bosa (2018), diversos trabalhos acadêmicos foram desenvolvidos nos últimos anos a cerca deste tema com diferentes abordagens tanto para a previsão de séries de preços futuros no mercado de energia elétrica, bem como para as metodologias empregadas para a tomada de decisão conforme apresentado na tabela abaixo.

| Segmento de atuação, Métodos de otimização, Métricas de Risco | Autores |
|--|-----------------|
| Multi segmentos de atuação, Monte Carlo, VaR, Stress test | Tamarozi (2002) |
| Multi segmentos de atuação, Modelo Neuro-fuzzy, Otimização estocástica, Monte Carlo | Medeiros (2003) |
| Segmento de geração, Lógica Fuzzy, VaR, método multicritério | Zelaya (2004) |
| Segmento de distribuição, Monte Carlo, VaR, Teoria da utilidade, Risco de exposição ao MCP | Lenzi (2004) |
| Segmento de distribuição, Otimização estocástica, Markowitz, VaR | Castro (2004) |
| Multi segmentos de atuação, Programação orientada a objetos, Risco x Retorno | Tonelli (2006) |
| Segmento de geração, Monte Carlo, CVaR | Pires (2008) |
| Multi segmentos de atuação, Algoritmos Genéticos Multiobjetivo, Markowitz, VaR e CVaR | Guder (2009) |
| Segmento de geração, Risco baseado no arrependimento, Risco baseado no desvio da média | Masukawa (2011) |
| Segmento de geração, Seleção de Portfólios de Markowitz, decomposição aninhada, CVaR | Arfux (2011) |
| Segmento de comercialização, Método de otimização da sazonalização de contrato por preço ou quantidade contratada, VaR | Lima (2012) |
| Segmento de geração, otimização estocástica, decomposição de cenários por árvores | Sierra (2013) |
| Segmento de distribuição, Otimização estocástica, <i>progressive hedging</i> | Veronese (2013) |
| Segmento de geração, Fronteira Pareto ótima, método determinístico de semi-espaços, Risco x Retorno | Santos (2013) |
| Segmento de geração, Otimização estocástica, árvore de cenários, decomposição aninhada, VaR, CVaR | Decker (2014) |

Tabela 4.3: Trabalhos acadêmicos nas áreas de previsão de preços futuros e metodologias para tomada de decisão.

Especificamente sobre os preços de mercado vigentes (ϕ_t) para os produtos analisados nos estudos de caso presentes nesta dissertação, foram adotadas: (i) fontes externas de consulta, tais como o balcão brasileiro de comercialização de energia (BBCE) e a plataforma colaborativa de preços forward da empresa DCIDE e (ii) informações de preços de mercado proveniente da área comercial da companhia.

Além disto, para o modelo de único estágio, foi utilizada as 2.000 séries do custo marginal de operação proveniente da política ótima determinada pelo modelo Newave como proxy para a previsão do PLD dos produtos analisados (π_t), sendo aplicados os correspondentes valores máximos e mínimos do PLD vigentes estabelecidos pela ANEEL.

Para o modelo estocástico recorrido nesta pesquisa, conforme apontado pela equação (4-4), para cada um dos cenários que compõe o 2º estágio da tomada de decisão, faz se necessário também um conjunto de previsões do preço de mercado de energia e do PLD. Com relação à previsão do PLD, foi executado o modelo Decom para o mês inicial considerando as previsões de ENAs do ONS da revisão zero (RV0) do PMO para cada um dos cenários (pessimista, médio, otimista). Posteriormente, foram extraídas do modelo Newave as 2.000 séries do PLD correspondente para cada cenário do mês seguinte.

Por fim, para a construção das curvas forward do modelo estocástico de dois estágios, foi ponderado o preço de mercado observado e a média das 2.000 séries do PLD da previsão oficial do ONS a partir do modelo auto regressivo descrito pela equação abaixo.

$$P_{Mercado_{t_1}} = \varphi_0 + \varphi_1 \cdot PLD_{t_1} + \varphi_2 \cdot (P_{Mercado_t} - PLD_t) \quad (5-6)$$

Onde:

$\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2$: Parâmetros do modelo

PLD_t = média das 2.000 séries do PLD em t

PLD_{t_1} = média das 2.000 séries do PLD em t_1

$P_{Mercado_t}$ = Preço de mercado (curva forward em t)

Os parâmetros deste modelo para os diferentes produtos de fornecimento de energia serão estimados no próximo capítulo.

Estudo de caso

Neste capítulo, os objetivos desta dissertação serão perseguidos a partir da avaliação da aplicabilidade dos modelos de otimização sob incerteza aqui denominados, estágio único e estocástico de dois estágios, na tomada de decisão por uma comercializadora de energia e serão comparadas as decisões recomendadas pelos modelos.

Considerando-se inicialmente um determinado montante descontratado de energia do portfólio de uma comercializadora de energia elétrica, o tomador de decisão deve escolher qual quantidade deste montante ficará exposto ao risco do mercado de curto prazo e qual o percentual será travado a um preço fixo dado pelo preço de mercado no instante da decisão do *hedge*.

Conforme exposto, estes modelos adotam uma função de preferência com representação da variação do nível de aversão ao risco considerando diferentes bandas de preferência, tendo os seus parâmetros determinados pelo método *Analytic Hierarchical Process*.

Neste estudo, os dois patamares de risco da função de preferência apresentada pela fórmula (4-1), aqui denominados intermediário e extremo, foram estabelecidos, respectivamente, como os 30% e 5% piores cenários de resultados, ou seja, $\alpha_1 = 70\%$ e $\alpha_2 = 95\%$.

No contexto do método AHP proposto por Saaty (1991), os níveis de riscos definidos, bem como o valor esperado dos resultados compuseram os critérios a serem comparados e priorizados, conforme a escala de 9 pontos apresentada na tabela abaixo:

| Escala numérica | Escala conceitual |
|-----------------|------------------------------|
| 9 | Extremamente mais importante |
| 7 | Bastante mais importante |
| 5 | Muito importante |
| 3 | Pouco mais importante |
| 1 | Igual importância |
| 2, 4, 6, 8 | Valores intermediários |

Fonte: Elaborada pelo autor

Tabela 5.1: Escala fundamental de Saaty

Com o intuito de obter o perfil de risco mais aderente da companhia avaliada, a comparação e priorização destes critérios foram realizadas pela própria equipe responsável pelas decisões de comercialização, tendo os resultados da matriz de julgamentos apresentados a seguir:

| | Risco Extremo | Risco Intermediário | Valor Esperado |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------------|---------------------------|
| Risco Extremo | 1,00 | 3,00 | 5,00 |
| Risco Intermediário | 0,33 | 1,00 | 2,00 |
| Valor Esperado | 0,20 | 0,50 | 1,00 |
| Total | 1,53 | 4,50 | 8,00 |

Fonte: Elaborada a partir dos dados obtidos dos tomadores de decisão em 2021

Tabela 5.2: Matriz de julgamentos

A partir da matriz obtida anteriormente, foi determinada a matriz de pesos por meio da divisão de cada valor pelo somatório de cada coluna da matriz de julgamentos. Em seguida, foram calculados os valores de peso critério pela média de cada linha da matriz de pesos. Adicionalmente, os valores de consistência foram obtidos pela multiplicação da matriz de julgamentos pelos valores de peso critério, divididos pelo peso critério em cada linha.

| | Risco Extremo | Risco Intermediário | Valor Esperado |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------------|---------------------------|
| Risco Extremo | 0,65 | 0,67 | 0,63 |
| Risco Intermediário | 0,22 | 0,22 | 0,25 |
| Valor Esperado | 0,13 | 0,11 | 0,13 |

Tabela 5.3: Matriz de pesos

| | Peso Critério | Consistência |
|----------------------------|----------------------|---------------------|
| Risco Extremo | 0,65 | 3,01 |
| Risco Intermediário | 0,23 | 3,00 |
| Valor Esperado | 0,12 | 3,00 |

Tabela 5.4: Peso critério e consistência

De posse das informações acima, foi possível calcular o índice de consistência médio (CI = 0,0018) e a razão de consistência (CR = 0,32%). Cabe

observar que a razão de consistência apresenta valor inferior ao limite de 10,00% definido por Saaty, evidenciando assim que a matriz obtida a partir do julgamento dos tomadores de decisão da companhia possui consistência aceitável e os pesos são válidos e poderão ser utilizados.

Na sequência, a Tabela 5.5 explicita as probabilidades dos riscos determinadas anteriormente, bem como os pesos probabilísticos, sendo este último calculado a partir da divisão de cada probabilidade pelo somatório das probabilidades dos 3 patamares de risco.

| | Probabilidade | Peso Probabilístico |
|----------------------------|---------------|---------------------|
| Risco Extremo | 0,05 | 0,04 |
| Risco Intermediário | 0,30 | 0,22 |
| Valor Esperado | 1,00 | 0,74 |

Tabela 5.5: Probabilidades e peso probabilístico

A priorização da relevância dos critérios foi determinada a partir da multiplicação dos valores associados ao peso critério e probabilístico. Por fim, os lambdas foram calculados por meio da divisão do valor calculado anteriormente pelo somatório das priorizações dos critérios e são apresentados a seguir: $\lambda_0 = 54,66\%$, $\lambda_1 = 30,85\%$ e $\lambda_2 = 14,49\%$.

5.1

Otimização de estágio único

Com o efeito de validar a funcionalidade e aplicabilidade do modelo de otimização de estágio único, foi estruturado uma aplicação numérica simulando a tomada de decisão por parte de uma comercializadora de energia.

De forma exemplificada, foi considerada a primeira semana do mês de outubro de 2021 como período de referência para tomada de decisão. Ademais, esta companhia apresenta posição comprada de 30 MWm de energia convencional, submercado Sudeste Centro Oeste, em seu portfólio e deve decidir sobre este montante de venda de energia para o mês seguinte, ou seja, novembro de 2021.

Com relação aos preços de energia para composição deste modelo, conforme apresentado na seção anterior referente à metodologia e modelagem

do problema, foram coletadas informações de plataformas de preços, tais como BBCE e DCIDE, bem como ofertas de preços obtidas pela área comercial da empresa. Adicionalmente, considerando que a primeira semana de outubro de 2021 é o período de referência, foi utilizado o conjunto das 2.000 séries de PLD do modelo Newave referente à revisão 0 do PMO deste mesmo mês. Por fim, foi atribuído o custo de R\$ 130,00/MWh referente a posição *long* mencionada anteriormente.

Resumidamente, temos as premissas explicitadas abaixo para utilização pelo modelo de otimização:

ϕ_t : R\$ 396,36/MWh (Preço futuro de energia determinado pela curva forward)
 χ : R\$ 130,00/MWh (Custo de compra da posição long)
 v_t : 30,0 MWh (Quantidade de energia disponível para venda)
 η_t : 720 h (Número de horas do mês t)

| Variável | Média | DP | Assimetria | Curtose |
|--|--------|--------|------------|---------|
| π_t : Preço <i>spot</i> de energia (R\$/MWh) | 400,27 | 166,63 | -0,34 | -1,27 |

Tabela 5.6: Estatística descritiva das 2.000 séries de PLD: mês nov/21

Além destas premissas, com relação à função de preferência, foram considerados os dois patamares de risco ($\alpha_1 = 70\%$ e $\alpha_2 = 95\%$) e os valores de lambdas estimados anteriormente pelo método AHP.

Diante disso, foi maximizado o Equivalente Certo presente na equação (5-1) a fim de estimar o percentual da decisão de venda da operação de *hedge* (δ). Em seguida, foi calculado, por meio das equações (4-3a) e (4-3b), o Equivalente Certo (ϕ), o Prêmio de Risco (γ) e o valor mínimo que a comercializadora está disposta a receber por este *hedge* (ω). A Tabela 5.7 apresenta os principais resultados desta otimização:

| δ (%) | Média (R\$x1000) | CVaR _{70%} (R\$x1000) | CVaR _{95%} (R\$x1000) | ϕ (R\$x1000) | γ (R\$/MWh) | ω (R\$/MWh) |
|-----------------|---------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 94,1% | 5.758 | 5.487 | 5.366 | 5.674 | 3,90 | 396,37 |

Tabela 5.7: Resultados da otimização de único estágio para o produto nov/21

Considerando que a decisão de *hedge* foi tomada em outubro, o modelo sugere a venda de 94,1% de sua posição do mês seguinte. Isso significa que a decisão ótima neste caso foi vender 28,23 MW médio (94,1% do valor não contratado) pelo preço mínimo de R\$ 396,37/MWh para o produto com fornecimento de energia para o mês de novembro.

Tendo em vista os valores atribuídos aos parâmetros de risco da função de preferência e a significativa dispersão do preço spot previsto, interessante observar que o modelo de otimização buscou por uma solução prudente, de forma a proteger os resultados financeiros da comercializadora, caso o preço de energia movimentasse em sentido não favorável à posição comprada.

5.1.1

Análise de sensibilidade pelo volume de venda

A constatação mencionada anteriormente a respeito da prudência recomendada pelo modelo de otimização de estágio único é reforçada a partir da realização de estudo de análise de sensibilidade alterando o percentual do montante de energia a ser vendido na operação de *hedge*. Os principais resultados obtidos são sumarizados na tabela abaixo.

| δ (%) | Média (R\$ \times 1000) | $CVaR_{70\%}$ (R\$ \times 1000) | $CVaR_{95\%}$ (R\$ \times 1000) | ϕ (R\$ \times 1000) | γ (R\$/MWh) | ω (R\$/MWh) |
|-----------------|------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|-------------------------------|-----------------------|-----------------------|
| 0,0% | 5.838 | 1.243 | -815 | 4.409 | 66,16 | 334,11 |
| 20,0% | 5.821 | 2.145 | 499 | 4.678 | 52,93 | 347,34 |
| 40,0% | 5.804 | 3.047 | 1.812 | 4.947 | 39,70 | 360,57 |
| 60,0% | 5.787 | 3.949 | 3.126 | 5.216 | 26,46 | 373,80 |
| 80,0% | 5.770 | 4.851 | 4.440 | 5.484 | 13,23 | 387,04 |
| 94,1% | 5.758 | 5.487 | 5.366 | 5.674 | 3,90 | 396,37 |
| 100,0% | 5.753 | 5.753 | 5.753 | 5.753 | 0,00 | 400,27 |

Tabela 5.8: Análise de sensibilidade do volume de venda da otimização de único estágio: produto nov/21

Inicialmente, devido ao fato da média do preço spot ser ligeiramente superior ao preço de mercado para o produto analisado ($E[\pi_t] > \phi_t$), nota-se que o valor esperado da posição financeira da operação reduz conforme eleva-se o percentual do montante de energia destinado à venda. Contudo, os resultados financeiros associados aos cenários mais críticos, aqui representados pelo

$CVaR_{70\%}$ e $CVaR_{95\%}$, melhoram substancialmente com o aumento da venda de energia ao preço de mercado.

Com relação ao equivalente certo, também se verifica elevação dos valores em consonância com maior percentual de energia vendida.

Além disto, cabe destacar que o valor associado ao prêmio de risco da operação reduz conforme maior parcela da energia descontratada é vendida a preço de mercado. Este comportamento procede devido ao menor risco percebido para a operação, fruto da combinação dos cenários adversos do PLD e do volume em exposição, ou seja, ocorre uma diminuição da diferença entre o valor esperado da posição financeira e os cenários mais críticos da distribuição de probabilidades.

5.1.2

Análise de sensibilidade pelos parâmetros lambdas

Além do estudo de sensibilidade a partir do volume de energia, foi realizada investigação sobre a influência da mudança dos valores de lambdas da função de preferência e avaliado o impacto na tomada de decisão do agente.

Assim como foi utilizado o método AHP na estimação dos parâmetros lambdas conforme apresentados no início deste capítulo, aqui denominado “*Perfil Base*”, foram construídos outros conjuntos de medidas de aversão ao risco a partir da mesma metodologia. De forma sintética, a tabela a seguir apresenta os perfis delineados, bem como os valores associados a cada um deles.

| | CR (%) | λ_0 (%) | λ_1 (%) | λ_2 (%) |
|-------------|-------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|
| Perfil 1 | 6,25% | 40,4% | 36,9% | 22,7% |
| Perfil 2 | 5,67% | 46,9% | 32,7% | 20,4% |
| Perfil Base | 0,32% | 54,7% | 30,8% | 14,5% |
| Perfil 3 | 4,65% | 65,3% | 24,6% | 10,1% |
| Perfil 4 | 0,00% | 71,5% | 21,4% | 7,1% |

Fonte: Elaborada pelo autor

Tabela 5.9: Perfis representativos para estudo de análise de sensibilidade

Vale ressaltar que todos os conjuntos de perfis estimados satisfizeram o critério definido por Saaty referente ao limite de 10,00% para a razão de consistência, evidenciando assim que a matriz obtida para cada perfil construído

possui consistência aceitável e os pesos são válidos e poderão ser utilizados neste estudo.

Deste modo, foi realizada a otimização da tomada de decisão considerando cada perfil, além das informações e premissas do estudo de caso original. O percentual do montante de energia destinado à venda recomendada pelo modelo é apresentado na figura abaixo.

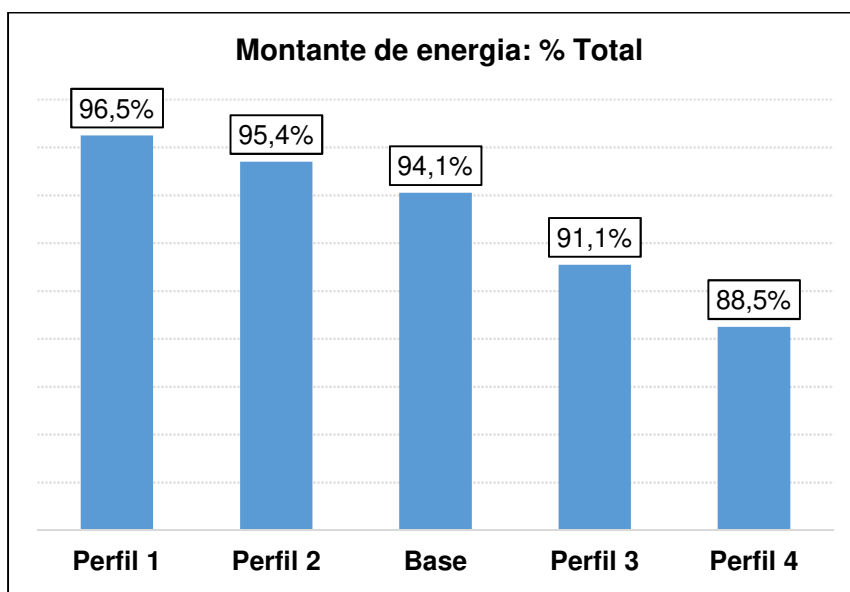


Figura 5.1: Influência dos perfis de aversão ao risco no percentual do montante de energia destinado a venda

De acordo com a função de preferência adotada neste trabalho e a tabela 5.9 com os valores de lambdas de cada perfil, infere-se que o "Perfil 1" e "Perfil 2" possuem grau de aversão ao risco superior ao "Perfil Base". Sendo assim, nota-se um percentual maior de energia recomendada para venda pelo modelo quando comparado ao "Perfil Base".

De modo análogo, a otimização utilizando o "Perfil 3" e "Perfil 4" entregou uma solução com menor venda de energia ao preço de mercado, pois, há uma menor ponderação e precificação dos potenciais cenários adversos do PLD para o produto analisado.

Complementarmente às observações anteriores, são apresentados na figura em seguida, para cada perfil de risco considerado, o equivalente certo, bem como o valor esperado da posição financeira e os cenários críticos da distribuição.

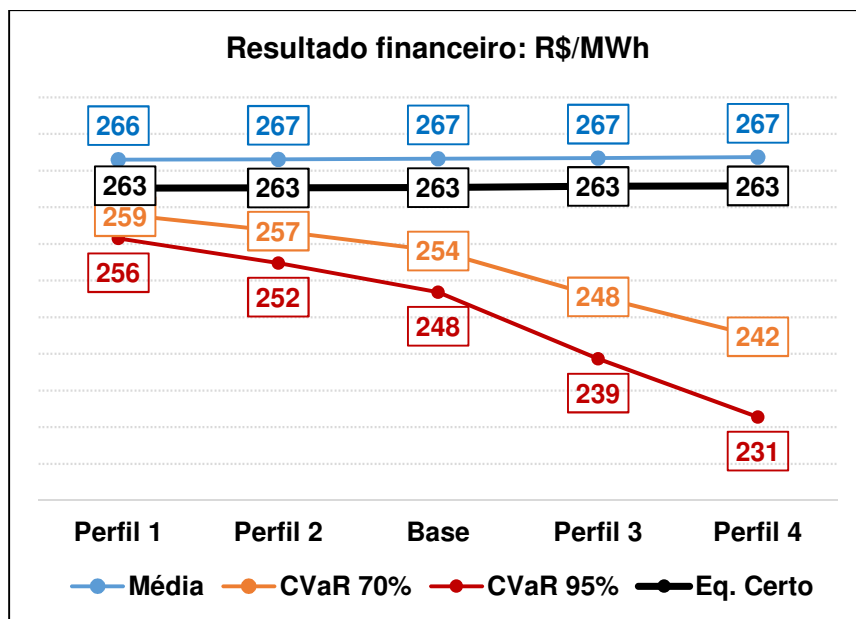


Figura 5.2: Gráfico dos resultados da otimização com sensibilidade dos perfis de aversão ao risco do modelo de único estágio

Constata-se que o equivalente certo das soluções otimizadas de cada perfil de aversão ao risco não sofreu significativa alteração. Por essência, o modelo de otimização utilizado nesta pesquisa tem como objetivo maximizar a posição financeira da comercializadora a partir das informações de preços de energia praticados e a previsão do PLD para o produto analisado, tendo como variável de decisão a quantidade de energia a ser comercializada como *hedge*.

Desta forma, as diferentes percepções de risco do tomador de decisão, representado pelos perfis, foram concatenados a partir do ajuste nos percentuais de volume de energia recomendadas para venda, de forma que o modelo pôde, consistentemente, extrair o máximo do resultado financeiro para a operação.

5.2

Otimização estocástica de dois estágios

Com o efeito de validar a funcionalidade e aplicabilidade do modelo de otimização estocástica de 2 estágios, foram estruturadas diversas aplicações numéricas simulando a tomada de decisão por parte de uma comercializadora de energia.

De forma exemplificada, a comercializadora apresenta posição comprada de 30 MWm de energia convencional, submercado Sudeste Centro Oeste, em seu

portfólio e deve decidir sobre este montante de venda de energia para entrega física do produto para o quarto trimestre de 2021 e o ano de 2022. De forma semelhante ao estudo de caso anterior, foi atribuído o custo de R\$ 130,00/MWh referente a posição *long* do portfólio, bem como os patamares de risco ($\alpha_1 = 70\%$ e $\alpha_2 = 95\%$) e os valores de lambdas do perfil base para a função de preferência.

Adicionalmente, conforme apurado na seção de metodologia e modelagem deste trabalho, serão utilizadas as probabilidades de ocorrência associadas a cada cenário do 2º estágio presente na tabela 4.2.

Por fim, além das premissas mencionadas, para a execução do modelo estocástico proposto, para cada um dos cenários que compõe o 2º estágio da tomada de decisão, faz-se necessário um conjunto de previsões do preço de mercado de energia e do PLD.

5.2.1

1ª Simulação: Produto com entrega para o 4º trimestre

Para este estudo de caso, de forma exemplificada, foi considerada a primeira semana de cada mês (março a setembro de 2021) como período de referência para tomada de decisão do produto com entrega de energia no 4º trimestre de mesmo ano.

Ainda no contexto das premissas necessárias para a execução do modelo de otimização, foi utilizada a metodologia proposta para a construção dos conjuntos de 2.000 séries de PLD, tendo as principais estatísticas destes conjuntos apresentados na tabela abaixo.

| Mês t | Mês t+1 | Cenário | Média (R\$/MWh) | Mediana (R\$/MWh) | Desvio Padrão (R\$/MWh) | Assimetria | Curtose | Kolmogorov-Smirnov | | |
|--------|---------|-----------|-----------------|-------------------|-------------------------|------------|---------|--------------------|------|-------|
| | | | | | | | | Estatística | df | p |
| Mar/21 | Abr/21 | Cenário S | 134,59 | 102,94 | 96,97 | 1,75 | 3,38 | 0,195 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 115,62 | 83,39 | 84,41 | 2,07 | 5,16 | 0,222 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 109,46 | 78,72 | 78,75 | 2,16 | 5,69 | 0,229 | 2000 | 0,000 |
| Abr/21 | Mai/21 | Cenário S | 231,84 | 200,40 | 129,63 | 0,89 | 0,05 | 0,108 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 178,65 | 157,35 | 107,33 | 1,20 | 1,23 | 0,117 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 132,33 | 112,39 | 82,12 | 1,44 | 2,43 | 0,161 | 2000 | 0,000 |
| Mai/21 | Jun/21 | Cenário S | 360,35 | 352,18 | 162,09 | -0,04 | -1,35 | 0,086 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 301,55 | 273,60 | 152,54 | 0,37 | -1,05 | 0,095 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 247,99 | 207,74 | 139,07 | 0,75 | -0,49 | 0,122 | 2000 | 0,000 |
| Jun/21 | Jul/21 | Cenário S | 369,50 | 369,27 | 149,53 | -0,10 | -1,20 | 0,076 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 301,58 | 273,60 | 152,58 | 0,37 | -1,05 | 0,095 | 2000 | 0,000 |

| | | | | | | | | | | |
|--------|--------|-----------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|------|-------|
| | | Cenário D | 284,36 | 249,41 | 136,53 | 0,52 | -0,73 | 0,102 | 2000 | 0,000 |
| Jul/21 | Ago/21 | Cenário S | 408,81 | 437,48 | 141,42 | -0,40 | -0,96 | 0,108 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 350,53 | 346,04 | 142,96 | 0,01 | -1,11 | 0,071 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 292,92 | 268,42 | 131,03 | 0,43 | -0,75 | 0,083 | 2000 | 0,000 |
| Ago/21 | Set/21 | Cenário S | 474,80 | 505,34 | 130,10 | -1,23 | 0,83 | 0,215 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 426,83 | 462,45 | 147,51 | -0,67 | -0,57 | 0,144 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 378,86 | 390,19 | 151,91 | -0,27 | -1,03 | 0,089 | 2000 | 0,000 |
| Set/21 | Out/21 | Cenário S | 442,05 | 466,29 | 128,01 | -0,71 | -0,33 | 0,134 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 430,04 | 453,66 | 132,43 | -0,61 | -0,49 | 0,123 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 362,52 | 361,13 | 137,77 | -0,10 | -0,95 | 0,056 | 2000 | 0,000 |

Fonte: Elaborada a partir dos conjuntos de previsões do PLD.

Tabela 5.10: Estatística descritiva das 2.000 séries do PLD: produto 4º trimestre de 2021

De forma geral, cabe observar que o desvio padrão destas amostras avaliadas apresentaram elevados valores quando comparados à média e mediana, denotando significativa dispersão das distribuições de probabilidades associadas.

Ainda sobre o perfil da distribuição de probabilidades, constatou se que as mesmas apresentaram valores de curtose não condizentes com a distribuição normal, sendo inclusive rejeitada esta hipótese através do teste de *Kolmogorov-Smirnov* para todas as amostras.

Em seguida, com o intuito de garantir que o modelo de otimização possua realmente cenários de 2º estágio significativos, foi verificado se as previsões de PLD correspondentes são estatisticamente diferentes entre si. Para tal, foi realizado o teste não paramétrico de *Kruskal-Wallis*, dado que as amostras violam a premissa de normalidade necessária para o teste da ANOVA.

| | | Kruskal-Wallis | | |
|--------|---------|----------------|----|-------|
| Mês t | Mês t+1 | Estatística | df | p |
| Mar/21 | Abr/21 | 101,946 | 2 | 0,000 |
| Abr/21 | Mai/21 | 798,847 | 2 | 0,000 |
| Mai/21 | Jun/21 | 498,141 | 2 | 0,000 |
| Jun/21 | Jul/21 | 350,378 | 2 | 0,000 |
| Jul/21 | Ago/21 | 618,576 | 2 | 0,000 |
| Ago/21 | Set/21 | 449,650 | 2 | 0,000 |
| Set/21 | Out/21 | 391,435 | 2 | 0,000 |

Tabela 5.11: Teste não paramétrico de Kruskal-Wallis: produto 4º trimestre de 2021

Para todos os conjuntos de PLD, o teste rejeitou a hipótese nula de que as distribuições das amostras são iguais. Desta forma, procedeu-se para verificar se as amostras são estatisticamente diferentes entre si. Os resultados foram sumarizados na tabela abaixo.

| Mês t+1 | Estatística de Teste | | | p value ajustado | | |
|------------|--------------------------|---------------------------|--------------------------|--------------------------|---------------------------|--------------------------|
| | Cenário S – Cenário M | Cenários S – Cenário D | Cenário M – Cenário D | Cenário S – Cenário M | Cenários S – Cenário D | Cenário M – Cenário D |
| Abr/21 | 128,067 | 528,002 | 399,936 | 0,057 | 0,000 | 0,000 |
| Mai/21 | 812,183 | 1547,430 | 735,247 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Jun/21 | 608,972 | 1222,239 | 613,267 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Jul/21 | 169,647 | 960,369 | 790,722 | 0,006 | 0,000 | 0,000 |
| Ago/21 | 682,046 | 1361,813 | 679,767 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Set/21 | 565,350 | 1148,160 | 582,810 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Out/21 | 847,699 | 1003,989 | 156,289 | 0,000 | 0,000 | 0,013 |

Tabela 5.12: Análise por pares: produto 4º trimestre de 2021

É possível verificar que todas os grupos de PLD estudados apresentaram estatisticamente diferenças entre si considerando o nível de significância de 5%, exceto o grupo “Cenário S” do mês de março de 2021. Por conseguinte, este mês de referência foi expurgado da análise do estudo de caso desenvolvido.

No que concerne à construção das curvas forward do modelo estocástico de dois estágios, foram estimados os parâmetros do modelo a partir do histórico de janeiro de 2019 a setembro de 2021 dos preços de mercado praticados e valor esperado das 2.000 séries de PLD extraídas do modelo Newave do 4º trimestre do correspondente ano do histórico.

| | Produto | $P_{\text{MERCADO } t}$ (R\$/MWh) | $E [\text{PLD}_t]$ (R\$/MWh) |
|--------|----------------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|
| Jan/19 | 4º Trimestre de 2019 | 255,00 | 92,92 |
| Fev/19 | | 263,00 | 167,88 |
| Mar/19 | | 262,00 | 236,98 |
| Abr/19 | | 257,00 | 148,05 |
| Mai/19 | | 243,00 | 157,13 |
| Jun/19 | | 204,10 | 138,02 |
| Jul/19 | | 184,00 | 144,69 |
| Ago/19 | | 177,00 | 193,54 |
| Set/19 | | 190,00 | 170,14 |
| Jan/20 | 4º Trimestre de 2020 | 190,00 | 106,51 |
| Fev/20 | | 206,00 | 131,45 |
| Mar/20 | | 175,00 | 80,59 |

| | | | |
|--------|----------------------------|--------|--------|
| Abr/20 | | 109,00 | 72,03 |
| Mai/20 | | 102,60 | 57,52 |
| Jun/20 | | 110,60 | 79,60 |
| Jul/20 | | 104,50 | 71,57 |
| Ago/20 | | 108,00 | 63,72 |
| Set/20 | | 115,00 | 58,70 |
| Jan/21 | 4º Trimestre de 2021 | 243,00 | 97,67 |
| Fev/21 | | 220,00 | 96,08 |
| Mar/21 | | 257,00 | 114,01 |
| Abr/21 | | 355,00 | 118,28 |
| Mai/21 | | 425,00 | 223,71 |
| Jun/21 | | 439,00 | 302,69 |
| Jul/21 | | 495,00 | 305,04 |
| Ago/21 | | 505,00 | 359,75 |
| Set/21 | | 510,00 | 424,35 |

Fonte: Elaborada a partir dos dados de preços e PLD em BBCE e ONS, 2021

Tabela 5.13: Histórico 2019 a 2021 dos preços de mercado e valor esperado do PLD: produto 4º trimestre

Ainda sobre a estimação destes parâmetros, a mesma foi realizada a partir da minimização do erro absoluto médio da amostra. Deste modo, segue abaixo equação representativa já contendo os parâmetros estimados conforme enunciado.

$$P_{Mercado_{t1}} = 21,46 + 0,86.PLD_{t1} + 0,86.(P_{Mercado_t} - PLD_t) \quad (6-1)$$

Utilizando na equação acima os valores de PLD previstos para o estágio posterior explicitado na tabela 5.10, são obtidos os preços forward para o produto analisado, excluindo o mês de março de 2021 pelo argumento já mencionado.

| Mês _t | Mês _{t+1} | P _{MERCADO S} (R\$/MWh) | P _{MERCADO M} (R\$/MWh) | P _{MERCADO D} (R\$/MWh) |
|------------------|--------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|
| Abr/21 | Mai/21 | 424,12 | 378,59 | 338,94 |
| Mai/21 | Jun/21 | 503,56 | 453,23 | 407,38 |
| Jun/21 | Jul/21 | 455,33 | 397,19 | 382,45 |
| Jul/21 | Ago/21 | 535,27 | 485,38 | 436,06 |
| Ago/21 | Set/21 | 553,18 | 512,12 | 471,06 |
| Set/21 | Out/21 | 473,74 | 463,45 | 405,66 |

Tabela 5.14: Previsão dos preços de mercado do segundo estágio: produto 4º trimestre de 2021

Por fim, com base nas informações, premissas do problema e estimativas construídas para os preços de energia e PLD, foi executado o modelo estocástico de dois estágios, para cada mês de referência da tabela 5.14, com o intuito de determinar a quantidade ótima a ser comercializada no primeiro estágio de decisão, bem como as recomendações de venda para cada estágio posterior. A tabela infra ilustra os resultados alcançados.

| Mês_t | Mês_{t+1} | $\delta_{MÉS\ t}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. S}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. M}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. D}$ (MWm) |
|------------------------|--------------------------|---|---|---|---|
| Abr/21 | Mai/21 | 0,0 | 30,0 | 30,0 | 30,0 |
| Mai/21 | Jun/21 | 0,0 | 30,0 | 30,0 | 30,0 |
| Jun/21 | Jul/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| Jul/21 | Ago/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| Ago/21 | Set/21 | 0,0 | 30,0 | 30,0 | 30,0 |
| Set/21 | Out/21 | 22,6 | 5,6 | 7,4 | 3,0 |

Tabela 5.15: Resultados da otimização estocástica de 2 estágios: produto 4º trimestre de 2021

Em contraponto ao modelo de 1 estágio estudado anteriormente, o modelo estocástico considera, por essência, a curva forward para o próximo instante de decisão como opção adicional de decisão de venda, além da liquidação ao preço spot.

Conforme tabela 5.15 acima, verificou-se que predominantemente a recomendação do modelo ficou concentrada entre o primeiro e segundo mês da decisão, não apresentando, inclusive, diferenças dos volumes de venda entre os “cenários S, M e D”. Isto decorreu dos baixos valores previstos do PLD para o 4º trimestre quando comparado aos preços de mercados praticados ao longo de 2021.

Cabe destacar a simulação para o mês de setembro de 2021, tendo a solução ótima recomendada com a alocação da comercialização de energia nas três possibilidades: (i) venda de 22,6 MWm no mês de referência; (ii) venda de 5,6 MWm, 7,4 MWm ou 3,0 MW a depender da realização dos cenários; (iii) venda da energia residual do portfólio de 30,0 MWm ao preço spot.

De forma a possibilitar o alcance do objetivo geral desta dissertação, foi realizado estudo comparativo entre as soluções recomendadas pelos modelos de otimização sob incerteza com estágio único de decisão e estocástico de dois estágios.

Para este fim, conforme sumarizado na tabela adiante, foi calculado o custo financeiro do arrependimento, incorrido pela comercializadora, representado pela perda de oportunidade nas seguintes situações: (i) a venda de energia ao longo do mês inicial tenha ocorrida em preço inferior ao praticado pelo mercado no mês seguinte; (ii) o volume de energia não vendido no mês inicial poderia ter sido comercializado a preços mais atrativos quando comparado aos preços do mês posterior.

| | | | | $\delta_{\text{MÊS } t}$ (MWm) | | Arrependimento (R\$ MM) | |
|--------------|-----------|--------------------------------------|--|-----------------------------------|----------------------|----------------------------|----------------------|
| Mês t | Mês $t+1$ | $P_{\text{MERCADO } t}$ (R\$/MWh) | $P_{\text{MERCADO } t+1}$ (R\$/MWh) | Modelo 1 estágio | Modelo 2 estágios | Modelo 1 estágio | Modelo 2 estágios |
| Abr/21 | Mai/21 | 355,00 | 425,00 | 30,0 | 0,0 | 4,64 | 0,00 |
| Mai/21 | Jun/21 | 425,00 | 439,00 | 30,0 | 0,0 | 0,93 | 0,00 |
| Jun/21 | Jul/21 | 439,00 | 495,00 | 30,0 | 30,0 | 3,71 | 3,71 |
| Jul/21 | Ago/21 | 495,00 | 505,00 | 30,0 | 30,0 | 0,66 | 0,66 |
| Ago/21 | Set/21 | 505,00 | 510,00 | 30,0 | 0,0 | 0,33 | 0,00 |
| Set/21 | Out/21 | 510,00 | 399,00 | 30,0 | 22,6 | 0,00 | 1,81 |
| Média | | | | | | 1,71 | 1,03 |

Tabela 5.16: Resultados comparativos entre os modelos de otimização de 1 e 2 estágios: produto 4º trimestre de 2021

A partir dos resultados encontrados para o produto com entrega de energia no 4º trimestre de 2021, constatou-se que as soluções apontadas pelo modelo estocástico de dois estágios trouxeram, em média, um custo de arrependimento R\$ 0,68 milhões menor quando comparado ao modelo de estágio único.

Em termo unitário, este benefício pela utilização do modelo estocástico de dois estágios representou uma potencial margem adicional de R\$ 10,27/MWh para a comercializadora.

5.2.2

2ª Simulação: Produto com entrega para 2022

Para este estudo de caso, de forma exemplificada, foi considerada a primeira semana de cada mês (março a novembro de 2021) como período de

referência para tomada de decisão do produto com entrega de energia para o ano de 2022.

Ainda no contexto das premissas necessárias para a execução do modelo de otimização, foi utilizada a metodologia proposta para a construção dos conjuntos de 2.000 séries de PLD, tendo as principais estatísticas destes conjuntos apresentados na tabela abaixo.

| Mês t | Mês t+1 | Cenário | Média (R\$/MWh) | Mediana (R\$/MWh) | Desvio Padrão (R\$/MWh) | Assimetria | Curtose | Kolmogorov-Smirnov | | |
|--------|---------|-----------|-----------------|-------------------|-------------------------|------------|---------|--------------------|------|-------|
| | | | | | | | | Estatística | df | p |
| Mar/21 | Abr/21 | Cenário S | 76,84 | 57,95 | 45,00 | 4,10 | 25,28 | 0,319 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 72,93 | 56,45 | 41,05 | 4,83 | 35,63 | 0,337 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 71,78 | 55,95 | 38,81 | 4,91 | 37,81 | 0,339 | 2000 | 0,000 |
| Abr/21 | Mai/21 | Cenário S | 98,54 | 70,80 | 66,62 | 2,78 | 10,41 | 0,260 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 88,76 | 64,43 | 56,46 | 3,15 | 14,14 | 0,279 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 78,37 | 58,57 | 45,45 | 3,92 | 23,77 | 0,309 | 2000 | 0,000 |
| Mai/21 | Jun/21 | Cenário S | 119,64 | 86,11 | 83,88 | 2,22 | 6,09 | 0,223 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 109,05 | 77,83 | 74,29 | 2,38 | 7,45 | 0,236 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 100,05 | 70,86 | 66,06 | 2,61 | 9,73 | 0,251 | 2000 | 0,000 |
| Jun/21 | Jul/21 | Cenário S | 120,66 | 87,48 | 83,79 | 2,22 | 6,33 | 0,219 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 113,11 | 81,83 | 77,60 | 2,32 | 7,14 | 0,229 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 106,66 | 77,03 | 72,01 | 2,48 | 8,53 | 0,240 | 2000 | 0,000 |
| Jul/21 | Ago/21 | Cenário S | 128,74 | 94,99 | 90,31 | 2,09 | 5,24 | 0,209 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 116,48 | 84,73 | 80,53 | 2,33 | 6,95 | 0,225 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 107,17 | 77,39 | 72,41 | 2,51 | 8,15 | 0,239 | 2000 | 0,000 |
| Ago/21 | Set/21 | Cenário S | 146,40 | 107,26 | 108,48 | 1,92 | 4,01 | 0,202 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 135,74 | 97,38 | 100,38 | 2,08 | 5,06 | 0,213 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 128,21 | 91,29 | 94,49 | 2,24 | 6,16 | 0,221 | 2000 | 0,000 |
| Set/21 | Out/21 | Cenário S | 151,91 | 112,20 | 112,80 | 2,11 | 5,09 | 0,210 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 138,48 | 102,28 | 102,83 | 2,11 | 5,09 | 0,210 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 127,05 | 90,74 | 95,13 | 2,35 | 6,58 | 0,227 | 2000 | 0,000 |
| Out/21 | Nov/21 | Cenário S | 166,50 | 126,35 | 119,39 | 1,67 | 2,75 | 0,177 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 134,69 | 98,01 | 98,95 | 2,13 | 5,20 | 0,212 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 107,48 | 75,86 | 77,70 | 2,74 | 9,65 | 0,253 | 2000 | 0,000 |
| Nov/21 | Dez/21 | Cenário S | 93,26 | 65,27 | 66,98 | 3,22 | 13,67 | 0,288 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário M | 64,72 | 55,70 | 32,87 | 6,99 | 62,36 | 0,392 | 2000 | 0,000 |
| | | Cenário D | 57,31 | 55,70 | 14,54 | 13,37 | 199,81 | 0,475 | 2000 | 0,000 |

Fonte: Elaborada a partir dos conjuntos de previsões do PLD

Tabela 5.17: Estatística descritiva das 2.000 séries do PLD: produto 2022

De forma semelhante ao observado nas séries de PLD correspondente ao 4º trimestre de 2021, observa-se que o desvio padrão apresentou elevados valores

quando comparados à média e mediana, denotando significativa dispersão das distribuições de probabilidades associadas.

Ainda sobre o perfil da distribuição de probabilidades, constata-se que as mesmas apresentaram valores de assimetria e curtose não condizentes com a distribuição normal, sendo inclusive rejeitada esta hipótese através do teste de *Kolmogorov-Smirnov* para todas as amostras.

Em seguida, com o intuito de garantir que o modelo de otimização possua realmente cenários de 2º estágio significativos, foi verificado se as previsões de PLD correspondentes são estatisticamente diferentes entre si. Para tal, foi realizado o teste não paramétrico de *Kruskal-Wallis*, dado que as amostras violam a premissa de normalidade necessária para o teste estatístico da ANOVA.

| | | Kruskal-Wallis | | |
|--------|---------|----------------|----|-------|
| Mês t | Mês t+1 | Estatística | df | p |
| Mar/21 | Abr/21 | 34,959 | 2 | 0,000 |
| Abr/21 | Mai/21 | 225,600 | 2 | 0,000 |
| Mai/21 | Jun/21 | 91,185 | 2 | 0,000 |
| Jun/21 | Jul/21 | 52,362 | 2 | 0,000 |
| Jul/21 | Ago/21 | 84,625 | 2 | 0,000 |
| Ago/21 | Set/21 | 40,004 | 2 | 0,000 |
| Set/21 | Out/21 | 112,985 | 2 | 0,000 |
| Out/21 | Nov/21 | 457,133 | 2 | 0,000 |
| Nov/21 | Dez/21 | 2190,698 | 2 | 0,000 |

Tabela 5.18: Teste não paramétrico de Kruskal-Wallis: produto 2022

Para todos os conjuntos de PLD, o teste rejeitou a hipótese nula de que as distribuições das amostras são iguais. Desta forma, procedeu-se para verificar se as amostras são estatisticamente diferentes entre si. Os resultados foram sumarizados na tabela abaixo.

| Mês t+1 | Estatística de Teste | | | p value ajustado | | |
|---------|-----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | Cenário S – Cenário M | Cenários S - Cenário D | Cenário M – Cenário D | Cenário S – Cenário M | Cenários S - Cenário D | Cenário M – Cenário D |
| Abr/21 | 68,539 | 295,345 | 226,806 | 0,570 | 0,000 | 0,000 |
| Mai/21 | 473,790 | 811,477 | 337,687 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Jun/21 | 270,774 | 522,327 | 251,553 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Jul/21 | 49,033 | 364,877 | 315,844 | 1,000 | 0,000 | 0,000 |
| Ago/21 | 231,418 | 503,104 | 271,686 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Set/21 | 144,685 | 344,931 | 200,246 | 0,025 | 0,000 | 0,001 |

| | | | | | | |
|--------|---------|----------|----------|-------|-------|-------|
| Out/21 | 246,046 | 579,987 | 333,941 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Nov/21 | 624,358 | 1170,003 | 545,644 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Dez/21 | 801,915 | 2240,661 | 1438,746 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |

Tabela 5.19: Análise por pares: produto 2022

É possível verificar que todas os grupos de PLD estudados apresentaram estatisticamente diferenças entre si considerando nível de significância de 5%, exceto o grupo “Cenário S” dos meses de março e junho de 2021. Por conseguinte, estes meses de referência foram expurgado da análise do estudo de caso desenvolvido.

No que concerne à construção das curvas forward do modelo estocástico de dois estágios, foram estimados os parâmetros do modelo a partir do histórico de janeiro de 2019 a dezembro de 2021 dos preços de mercado praticados e valor esperado das 2.000 séries de PLD extraídas do modelo Newave correspondente ao ano posterior ao mês do histórico.

| | Produto | P_{MERCADO t} (R\$/MWh) | E [PLD_t] (R\$/MWh) |
|--------|----------------|--|--|
| Jan/19 | Ano 2020 | 173,40 | 72,32 |
| Fev/19 | | 198,51 | 96,59 |
| Mar/19 | | 207,95 | 118,69 |
| Abr/19 | | 217,47 | 101,32 |
| Mai/19 | | 217,65 | 101,50 |
| Jun/19 | | 204,89 | 91,90 |
| Jul/19 | | 205,35 | 104,99 |
| Ago/19 | | 199,41 | 131,41 |
| Set/19 | | 184,94 | 123,31 |
| Out/19 | | 193,71 | 126,28 |
| Nov/19 | | 210,17 | 147,58 |
| Dez/19 | | 195,30 | 157,43 |
| Jan/20 | Ano 2021 | 188,72 | 79,75 |
| Fev/20 | | 198,29 | 87,06 |
| Mar/20 | | 196,33 | 69,47 |
| Abr/20 | | 171,01 | 66,84 |
| Mai/20 | | 149,05 | 48,12 |
| Jun/20 | | 145,66 | 53,72 |
| Jul/20 | | 148,87 | 47,95 |
| Ago/20 | | 145,12 | 47,17 |
| Set/20 | | 135,80 | 47,88 |
| Out/20 | | 157,73 | 64,68 |
| Nov/20 | | 210,67 | 88,83 |
| Dez/20 | | 186,97 | 102,06 |

| | | | |
|--------|----------|--------|--------|
| Jan/21 | Ano 2022 | 184,23 | 67,94 |
| Fev/21 | | 190,10 | 68,36 |
| Mar/21 | | 189,41 | 72,37 |
| Abr/21 | | 194,27 | 73,71 |
| Mai/21 | | 238,65 | 96,00 |
| Jun/21 | | 291,65 | 109,58 |
| Jul/21 | | 353,71 | 109,32 |
| Ago/21 | | 342,68 | 117,41 |
| Set/21 | | 352,52 | 134,26 |
| Out/21 | | 324,49 | 130,64 |
| Nov/21 | | 246,99 | 87,26 |
| Dez/21 | | 230,05 | 69,95 |

Fonte: Elaborada a partir dos dados de preços e PLD em DCIDE e ONS, 2021

Tabela 5.20: Histórico 2019 a 2021 dos preços de mercado e valor esperado do PLD: produto ano posterior

Ainda sobre a estimação destes parâmetros, a mesma foi realizada a partir da minimização do erro absoluto médio da amostra. Deste modo, segue abaixo equação representativa já contendo os parâmetros estimados conforme enunciado.

$$P_{Mercado_{t1}} = 24,60 + 0,84 \cdot PLD_{t1} + 0,91 \cdot (P_{Mercado_t} - PLD_t) \quad (5-2)$$

Utilizando na equação acima os valores de PLD para o estágio posterior explicitado na tabela 5.17, são obtidos os preços forward para o produto analisado, excluindo o mês de março e junho de 2021 pelo argumento já mencionado.

| Mês _t | Mês _{t+1} | P _{MERCADO S} (R\$/MWh) | P _{MERCADO M} (R\$/MWh) | P _{MERCADO D} (R\$/MWh) |
|------------------|--------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|
| Abr/21 | Mai/21 | 217,51 | 209,29 | 200,56 |
| Mai/21 | Jun/21 | 255,41 | 246,52 | 238,96 |
| Jul/21 | Ago/21 | 356,00 | 345,70 | 337,88 |
| Ago/21 | Set/21 | 353,37 | 344,41 | 338,09 |
| Set/21 | Out/21 | 351,59 | 340,31 | 330,71 |
| Out/21 | Nov/21 | 337,35 | 311,47 | 286,93 |
| Nov/21 | Dez/21 | 248,86 | 224,89 | 218,66 |

Tabela 5.21: Previsão dos preços de mercado do segundo estágio: produto 2022

Por fim, com base nas informações, premissas do problema e estimativas construídas para os preços de energia e PLD, foi executado o modelo estocástico de dois estágios, para cada mês de referência da tabela 5.21, com o intuito de determinar a quantidade ótima a ser comercializada no primeiro estágio de decisão, bem como as recomendações de venda para cada cenário do estágio posterior. A tabela infra ilustra os resultados alcançados.

| Mês _t | Mês _{t+1} | $\delta_{MÉS\ t}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. S}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. M}$ (MWm) | $\delta_{MÉS\ t+1, CEN. D}$ (MWm) |
|------------------|--------------------|----------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| Abr/21 | Mai/21 | 0,0 | 30,0 | 30,0 | 30,0 |
| Mai/21 | Jun/21 | 0,0 | 30,0 | 30,0 | 30,0 |
| Jul/21 | Ago/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| Ago/21 | Set/21 | 21,8 | 8,2 | 8,2 | 5,9 |
| Set/21 | Out/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| Out/21 | Nov/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| Nov/21 | Dez/21 | 30,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |

Tabela 5.22: Resultados da otimização estocástica de 2 estágios: produto 2022

Conforme tabela acima, de forma semelhante ao estudo de caso para o produto 4º trimestre de 2021, verifica-se que predominantemente a recomendação do modelo ficou concentrada entre o primeiro e segundo mês da decisão, não apresentando, inclusive, diferenças dos volumes de venda entre os “cenários S, M e D”. Isto decorreu dos baixos valores previstos do PLD para o ano de 2022 quando comparado aos preços de mercados praticados ao longo de 2021.

Cabe destacar os resultados da simulação para o mês de agosto de 2021, tendo a solução ótima recomendada com a alocação da comercialização de energia nas três possibilidades: (i) venda de 21,8 MWm no mês de referência; (ii) venda de 8,2 ou 5,9 MW a depender da realização dos cenários; (iii) venda da energia residual do portfólio de 30,0 MWm no “Cenário D” ao preço spot.

Analogamente, foi realizado estudo comparativo entre as soluções recomendadas pelos modelos de otimização sob incerteza com estágio único de decisão e estocástico de dois estágios.

Para este fim, conforme sumarizado na tabela adiante, foi calculado o custo financeiro do arrependimento, incorrido pela comercializadora, representado pela perda de oportunidade nas seguintes situações: (i) a venda de energia ao longo do mês inicial tenha ocorrida em preço inferior ao praticado pelo mercado

no mês seguinte; (ii) o volume de energia não vendido no mês inicial poderia ter sido comercializado a preços mais atrativos.

| Mês t | Mês $t+1$ | $P_{\text{MERCADO } t}$ (R\$/MWh) | $P_{\text{MERCADO } t+1}$ (R\$/MWh) | $\delta_{\text{MÊS } t}$ (MWm) | | Arrependimento (R\$ MM) | |
|---------|-----------|--------------------------------------|--|-----------------------------------|----------------------|----------------------------|----------------------|
| | | | | Modelo 1 estágio | Modelo 2 estágios | Modelo 1 estágio | Modelo 2 estágios |
| Abr/21 | Mai/21 | 194,27 | 238,65 | 30,0 | 0,0 | 11,66 | 0,00 |
| Mai/21 | Jun/21 | 238,65 | 291,65 | 30,0 | 0,0 | 13,93 | 0,00 |
| Jul/21 | Ago/21 | 353,71 | 342,68 | 30,0 | 30,0 | 0,00 | 0,00 |
| Ago/21 | Set/21 | 342,68 | 352,52 | 30,0 | 21,8 | 2,59 | 1,88 |
| Set/21 | Out/21 | 352,52 | 324,49 | 30,0 | 30,0 | 0,00 | 0,00 |
| Out/21 | Nov/21 | 324,49 | 246,99 | 30,0 | 30,0 | 0,00 | 0,00 |
| Nov/21 | Dez/21 | 246,99 | 230,05 | 30,0 | 30,0 | 0,00 | 0,00 |
| | | | | | Média | 4,03 | 0,27 |

Tabela 5.23: Resultados comparativos entre os modelos de otimização de 1 e 2 estágios: produto 2022

A partir dos resultados encontrados para o produto com entrega de energia para o ano de 2022, constatou-se que as soluções apontadas pelo modelo estocástico de dois estágios também trouxeram, em média, um custo de arrependimento R\$ 3,76 milhões menor quando comparado ao modelo de estágio único.

Em termo unitário, este benefício pela utilização do modelo estocástico de dois estágios representou uma potencial margem adicional de R\$ 14,30/MWh para a comercializadora.

Conclusão

A presente pesquisa atingiu seu objetivo geral de avaliar a aplicabilidade de dois modelos de otimização sob incerteza, estágio único e estocástico de dois estágios, na tomada de decisão de uma comercializadora de energia elétrica e comparar as decisões recomendadas pelos modelos.

De forma a abranger os objetivos específicos deste trabalho, a partir da função de preferência utilizada nos modelos, foram calculados o equivalente certo e o prêmio de risco para cada estudo de caso. Por fim, as análises de sensibilidade desenvolvidas contribuíram para um melhor entendimento dos impactos e relevância na determinação e estimação das principais variáveis do problema, tais como a curva forward e os parâmetros que representam a percepção de risco do agente comercializador.

Para todos os produtos analisados, os resultados obtidos trouxeram evidências da efetividade na mitigação do risco de mercado com a utilização destes modelos.

O modelo de otimização de único estágio para a tomada de decisão de *hedge* em outubro com entrega de energia para o mês de novembro de 2021, de fato, entregou uma solução de forma a proteger os resultados financeiros da comercializadora, caso o preço de energia movimentasse em sentido não favorável à posição comprada.

Esta constatação foi reforçada com o desenvolvimento do estudo de sensibilidade em função do volume de venda, evidenciando a melhora do equivalente certo e dos resultados financeiros associados aos cenários mais críticos da distribuição de probabilidades, conforme maior percentual de energia é vendida ao preço de mercado.

A análise de sensibilidade pela mudança dos valores de lambdas da função de preferência influenciou no percentual de energia recomendada para venda pelo modelo. Os perfis construídos mais avessos ao risco determinaram um maior percentual de venda de energia ao preço de mercado ao passo que os perfis mais propensos ao risco recomendaram menor *hedge*, dado que houve uma menor ponderação e precificação dos potenciais cenários adversos do PLD para o mesmo produto analisado.

No âmbito do modelo estocástico de dois estágios, o mesmo também entregou soluções otimizadas nos estudos desenvolvidos para os produtos com entrega de energia no quarto trimestre de 2021 e ano de 2022.

Estas soluções ficaram concentradas entre o primeiro e segundo mês da decisão, não apresentando diferenças dos volumes de venda alocados para os “cenários S, M e D” na maioria dos casos estudados. Este fato decorreu, principalmente, pelos baixos valores previstos do PLD para os produtos selecionados em comparação aos preços de mercados vigentes no instante da decisão.

Os estudos comparativos entre as soluções recomendadas pelos modelos demonstraram significativo ganho financeiro representado pela redução do custo de arrependimento com a utilização do modelo estocástico de dois estágios nas decisões de comercialização de energia. Este ganho financeiro é observado principalmente nas tomadas de decisões onde há uma maior distância entre o mês de referência e os meses da entrega de energia, sendo para estes casos a aplicação do modelo estocástico de dois estágios mais vantajoso e assertivo.

Além disso, este menor custo de arrependimento constatado corrobora a importância por uma representação mais robusta do problema de decisão, envolvendo metodologias estocásticas já desenvolvidas.

Para trabalhos futuros, sugerimos a aplicação destes modelos de otimização para outros produtos negociados no mercado de energia elétrica, possuindo maturidade e período de fornecimento diferentes.

Outro campo de investigação recomendada reside na construção dos cenários do segundo estágio do modelo estocástico com o intuito de capturar de forma mais assertiva a dinâmica das flutuações dos preços de mercado.

Ademais, consideramos interessante avaliar o uso de outras metodologias e técnicas, além do método AHP, para estimação dos parâmetros de aversão ao risco da função de preferência.

Referências bibliográficas

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS COMERCIALIZADORES DE ENERGIA. Cartilha sobre derivativos de energia. Brasília: ABRACEEL, 2021.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS COMERCIALIZADORES DE ENERGIA. Manual de boas práticas de gestão de riscos. Brasília: ABRACEEL, 2020.

AGUIAR, A.S. **Equivalente Certo e Medidas de Risco em Decisões de Comercialização de Energia Elétrica**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – PUC-RIO, Rio de Janeiro. 2008.

ARGENTO, P.F. **Um modelo de risco para computar a volatilidade e a necessidade de margens de garantia em contratos futuros de energia no Brasil**. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – PUC-RIO, Rio de Janeiro, 2020.

BORTOLOSSI, H.J.; PAGNONCELLI, B.K. Uma Introdução à Otimização sob Incerteza. In: III Bienal da Sociedade Brasileira de Matemática, 2006, Goiás.

BOSA, D.A. **Gerenciamento de riscos e otimização de carteira de contratos de compra e venda de energia elétrica**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – UFPR/PR, Curitiba, 2018.

BRASIL, AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL), Decreto nº 5.163. Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões e de autorizações de geração de energia elétrica, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 30 jul. 2004. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5163.htm > Acesso em: 10 jun. 2021.

BRASIL, AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL), Decreto nº 5.177. Regulamenta os arts. 4º e 5º da Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, e dispõe sobre a organização, as atribuições e o funcionamento da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE. **Diário Oficial da União**, Brasília,

DF, 12 ago. 2004. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5177.htm > Acesso em: 10 jun. 2021.

BRASIL, AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL), Lei nº 9.074. Estabelece normas para outorga e prorrogações das concessões e permissões de serviços públicos. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 7 jul. 1995. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9074cons.htm > Acesso em: 10 jun. 2021.

BRASIL, AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL), Lei nº 10.848. Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 15 mar. 2004. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/l10.848.htm > Acesso em: 10 jun. 2021.

CAMARGO, L.A.S. **Estratégias de comercialização e investimento, com ênfase em energias renováveis, suportadas por modelos de otimização especializados para avaliação estocástica de risco x retorno**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – USP/SP, São Paulo, 2015.

CAMARGO, L.A.S. et al. Definições de parâmetros de negociação para operações de swap e precificação de contratos contendo cláusula de flexibilidade com suporte de modelo de otimização estocástica e análise de risco versus retorno. In: XXIV SNPTEE, 2017, Curitiba.

CASTRO, N. et al. A Formação do preço da energia elétrica: Experiências internacionais e o modelo brasileiro. **Gesel**, nov. 2014. Disponível em: http://gesel.ie.ufrj.br/app/webroot/files/publications/56_GESEL%20-%20TDSE%2062%20Pre%C3%A7o%20da%20Energia.pdf > Acesso em 01 jul. 2021.

CASTRO, N. et al. Análise comparativa internacional e desenhos de mercados atacadistas de energia. **Gesel**, ago. 2017. Disponível em: http://gesel.ie.ufrj.br/app/webroot/files/publications/25_tdse75.pdf > Acesso em 01 jul. 2021.

CAVALIERE, M.A. et al. Avaliação dos impactos do preço horário na precificação de contratos no ambiente de comercialização livre. In: XXV SNPTEE, 2019, Belo Horizonte.

CCEE - Camara de Comercialização de Energia Elétrica. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/web/guest/precos/conceitos-precos> > Acesso em: 07 out. 2021.

DAMODARAN, A. Strategic risk taking: A framework for risk management. Prentice Hall, 2007.

DECKER, B.U.; MATOS, V.L.; FINARDI, E.C. Um modelo de otimização estocástica para apoio à decisão na comercialização de energia elétrica de pequenas hidrelétricas com técnicas de aversão a risco. In: XXIII SNPTEE, 2015, Foz do Iguaçu.

GOMES, L.L. **Avaliação de termelétricas no Brasil estudando o melhor momento de investimento por modelo de opções reais**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – PUC-RIO, Rio de Janeiro, 2002.

GOMES, L.L.; FREIRE, L.; LUZ, C.P.M.S. Otimização estocástica de portfólios de parques eólicos e contratos no Brasil. In: XXIV SNPTEE, 2017, Curitiba.

JORION, P. Value at Risk: The new benchmark for managing financial risk. New York: McGraw-Hill, 2007.

JOSKOW, P. Lessons learned from electricity market liberalization. **The Energy Journal. Special Issue: The Future of Electricity**, p. 3-4, set./2008.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospec Theory: An Analysis of Decision under Risk. **Journal of the Econometric Society**, Nova York, NY, v. 47, n. 2, p. 263-291, mar./1979.

LOUREIRO, P.G.C. **Custo marginal do déficit de energia elétrica: Histórico, avaliação e proposta de uma nova metodologia**. Dissertação (Mestrado em Ciências em Planejamento Energético) - UFRJ, Rio de Janeiro, 2009.

LUZ, C.P.M.S. **Otimização comercial de um parque eólico no Brasil utilizando simulação de Monte Carlo com variáveis climáticas exógenas e uma nova função de preferência.** Tese (Doutorado em Administração de Empresas) – PUC-RIO, Rio de Janeiro. 2016.

MAYO, R. Mercados de Eletricidade. Rio de Janeiro: Synergia, 2021.

OLIVEIRA, F.A. **Estratégia de comercialização de energia elétrica através da otimização de portfólios de contratos utilizando projetos de experimentos de mistura.** Tese (Doutorado em Ciências em Engenharia Elétrica) UNIFEI/MG, Itajubá. 2009.

PFLUG, G.C; ROMISCH, W. Multi-stage decision models for electricity management. In: **Modeling, Measuring and Managing Risk**, Singapura: World Scientific Publishing Company, 2007. P 245-260.

RIBEIRO, L.H.M. **Risco de mercado na comercialização de energia elétrica: Uma análise estruturada com foco no ambiente de contratação livre – ACL.** Dissertação (Mestrado em Sistemas de Potência) – USP/SP, São Paulo, 2015.

RIBEIRO, M.G. **Otimização de portfólios de comercialização de energia no Brasil.** Dissertação (Mestrado em Economia) – FGV/RJ, Rio de Janeiro, 2017.

ROCKAFELLAR, R.T; URYASEV, S. Optimization of conditional Value at Risk. **Journal of Risk**, v. 2, n. 3, p. 21-41, 2000.

SAATY, T.L. How to make a decision: The analytic hierarchy process. **European Journal of Operational Research**, Holanda, v. 48, n. 1, p. 9-26, set./1990.

SCUZZIATO, M.R. **Modelo de otimização estocástica de dois estágios para o problema da programação diária da operação eletroenergética.** Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) UFSC, Florianópolis. 2016.

ZAMBELLI, M.S.; FARIA, J.M.; DIAS, A.A.S. Metodologia para análise de risco com PLD horário. In: XXV SNPTEE, 2019, Belo Horizonte.