UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
PEA

LAÍS DOMINGUES LEONEL

Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no Mecanismo de Realocação de Energia - MRE

São Paulo

2020

LAÍS DOMINGUES LEONEL

Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no Mecanismo de Realocação de Energia - MRE

Versão Revisada

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Mestre em Ciências

São Paulo

2020

LAÍS DOMINGUES LEONEL

**Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à
estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas
objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no
Mecanismo de Realocação de Energia – MRE**

Versão Revisada

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Mestre em Ciências

Área de Concentração: Sistemas de Potência

Orientador: Prof. Dr. Dorel Soares Ramos

São Paulo

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor:

Laís Domingues Leonel

Assinatura do orientador:

N. Gomes

Catálogo-na-publicação

Leonel, Laís Domingues

Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no Mecanismo de Realocação de Energia - MRE / L. D. Leonel -- versão corr. -- São Paulo, 2020.

98 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1.Economia de Energia 2.Teoria dos Jogos 3.Otimização Estocástica 4.Usinas Hidrelétricas 5.Análise de Risco I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

Dissertação de autoria de Laís Domingues Leonel sob o título “**Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no Mecanismo de Realocação de Energia - MRE**”, apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências, na área de concentração Engenharia Elétrica, aprovado em 14 de abril de 2020 pela comissão examinadora constituída pelos doutores:

Presidente: Prof. Dr. Dorel Soares Ramos

Instituição: Escola Politécnica USP / MRTS Consultoria

Julgamento: Aprovada

Prof. Dr. Roberto Castro

Instituição: MRTS Consultoria

Julgamento: Aprovada

Prof. Dr. Donato da Silva Filho

Instituição: Volt Robotics

Julgamento: Aprovada

Prof. Dr. Erik Eduardo Rego

Instituição: Escola Politécnica USP / EPE

Julgamento: Aprovada

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. Dorel Soares Ramos, não só pela orientação na execução desse trabalho, como também pela confiança e oportunidades depositadas. Também agradeço o exemplo diário de profissionalismo, dedicação e paixão àquilo que faz.

Aos amigos da MRTS Consultoria, em especial, ao Mateus Henrique Balan e ao Dr. Luiz Armando Steinle Camargo, que muito contribuíram na execução desse trabalho, sempre dispostos a colaborar.

Ao Professor Dr. Erik Eduardo Rego, pelas orientações e contribuições fundamentais na execução desse trabalho.

Ao Professor Dr. Roberto Castro pelas contribuições na banca de qualificação.

A todos meus amigos, pelo companheirismo e apoio nos estudos, em especial, às amigas Amanda, Aline e Amália, que me ajudaram e apoiaram em diversos momentos durante a execução desse mestrado.

À minha irmã Priscilla e aos meus sobrinhos Lorenzo, Enrico e Matteo por todo amor e carinho.

Às minhas madrinhas Nadir e Luciana por todo carinho, apoio e incentivo durante toda jornada até aqui.

À minha vó Dalva, por todo amor, carinho e exemplo de garra e alegria. A senhora estará eternamente em meu coração, saudades!

Aos meus pais Nilton e Vilma, que representam tudo em minha vida. Essa conquista é de vocês!

A Deus, por ter me iluminado até aqui.

RESUMO

LEONEL, Laís Domingues. **Ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas à estratégia de sazonalização de garantia física de usinas hidrelétricas objetivando maximização de resultados e controle de risco financeiro no Mecanismo de Realocação de Energia - MRE.** 2020. 86 p. Dissertação (Mestrado em Ciências - área de concentração Engenharia Elétrica) - PEA/USP - Depto. de Eng. de Energia e Automação Elétricas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2020.

O processo de sazonalização de garantia física (GF) das usinas hidrelétricas participantes do Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) influenciam nas estratégias comerciais dos agentes do setor elétrico e traz impactos aos resultados de suas operações, uma vez que a sazonalização pode levar a exposições indesejáveis que serão liquidadas no Mercado de Curto Prazo (MCP), ou seja, os agentes estão sujeitos às incertezas do PLD, além da incerteza de geração (alocação de energia como resultado da contabilização do MRE). Com isso, cada agente participante do MRE define sua estratégia de sazonalização da GF com o objetivo de maximizar seu retorno frente aos riscos de exposições involuntárias ao MCP. Em complemento, a definição da sazonalidade individual de cada agente forma a sazonalização do MRE, utilizada no processo de realocação de energia de todos os agentes participantes do mecanismo. Isto é, a estratégia individual afeta a estratégia global de todos os agentes e vice-versa. Com base nesse racional, essa dissertação apresenta diferentes ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado aplicadas ao processo de sazonalização de GF para fins do MRE. As metodologias servem como suporte teórico no momento de decisão da estratégia de sazonalização e procuram inferir a estratégia adotada individualmente pelos agentes com base na análise do seu comportamento ao longo dos anos. Por meio das análises realizadas torna-se possível identificar um padrão na estratégia de sazonalização adotada pelos agentes de grande expressividade em termos de GF que, por sua vez, são o alicerce para a definição da sazonalização por parte de um agente específico. Além disso, os resultados obtidos contribuem para um melhor entendimento das estratégias de sazonalização e suas implicações tanto no retorno, quanto no risco. Ao final, é apresentada a junção das ferramentas de inteligência de mercado e teoria dos jogos em um único modelo, de forma a auxiliar o processo de decisão de sazonalização de GF para fins do MRE. A metodologia desenvolvida mostra-se de muita relevância por antecipar o comportamento dos agentes do mercado servindo como importante apoio à tomada de decisão considerando as inerentes variáveis e restrições do processo.

Palavras chave: Usinas Hidroelétricas. Mecanismo de Realocação de Energia. Teoria dos Jogos. Inteligência de Mercado.

ABSTRACT

LEONEL, Laís Domingues. **Game theory and Market intelligence applied to hydroelectric energy allocation strategies aiming to maximize results and control the financial risk in the Energy Reallocation Mechanism - ERM.** 2020. 86 p. Dissertation (Master's Degree in Science - Electrical Engineering Concentration Area) - PEA/USP – Energy Engineering and Automation Department, University of São Paulo, São Paulo, 2020.

The hydroelectric plants energy monthly allocation for Energy Reallocation Mechanism (ERM) purpose influences the commercial businesses of electricity sector agents and has effects on their operations results, since the energy allocation may lead to involuntary exposures that are settled on Spot Market. Therefore, the agents are subjects to Spot Price, generation and ERM energy allocation uncertainties. For this reason, each ERM agent defines its energy monthly allocation strategy to maximize its results considering the Spot Market risks. In the scheme, the individual and the monthly allocation system are supported, therefore, a strategy applied by a representative agent in the system can directly impact the other participants results. In order to study the allocation strategies process, this dissertation presents many different game theory and market intelligence tools that serves as theoretical support at the ERM allocation decision moment and pursue to identify the variables that most represents the agents' decisions. The results show a standard adopted by the representative agents in the system over the years and contributes to a better understanding of allocation strategies and its implications. At the end, it is shown a model formulation and application, emphasizing its associated market intelligence and game theory tools previous presented, to support the ERM decision-making process. The methodology provides an important aid to anticipate the market behavior, giving a strong support to a rational decision considering inherent decision-making process variables and constraints.

Keywords: Hydroelectric plants. Energy Reallocation Mechanism. Game Theory. Market Intelligence.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Cascata de UHE's	18
Figura 2 - Sazonalização de GF	20
Figura 3 - Representação do processo de alocação de energia para cobertura de GF no MRE22	
Figura 4 - Representação do processo de alocação de energia secundária no MRE	23
Figura 5 - Balanço energético agente CCEE	25
Figura 6 - Dados de entrada e saídas do modelo "Jogo-MRE"	43
Figura 7 - Equacionamento do modelo "Jogo-MRE"	44
Figura 8 - Estratégias sazonalização de GF para fins do MRE aplicadas no "Jogo-MRE"	51
Figura 9 - PLD 2018	52
Figura 10 - Valores de PLD médio utilizados nas simulações x estratégia úmido - caso 2	58
Figura 11 - PLD Realizado 2018	58
Figura 12 - Modelo simulador perfil agentes	61
Figura 13 - PLD Médio, P95 e P05 SE/CO NEWAVE 2014 – 2017	67
Figura 14 - GSF Médio, P95 e P05 NEWAVE 2014 – 2017	68
Figura 15 - PLD SE/CO InfoPLD CCEE 2016 – 2017	69
Figura 16 - GSF InfoPLD CCEE 2016 – 2017	69
Figura 17 - Sazonalização Simples Distribuidoras 2014 – 2017	70
Figura 18 - Sazonalização realizada pelo agente AG1 2014 – 2017	71
Figura 19 - Critérios utilizados AG1 2014 – 2017	72
Figura 20 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Simples Distribuidoras 2014 – 2017	73
Figura 21 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Flat 2015 – 2016	74
Figura 22 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Margem PLD NEWAVE 2014 - 2017	75
Figura 23 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Risco PLD NEWAVE 2014 – 2017	76
Figura 24 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério GSF NEWAVE 2014 – 2017	77
Figura 25 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Margem PLD x GSF NEWAVE 2014 – 2017	78
Figura 26 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério Risco PLD x GSF NEWAVE 2014 – 2017	79
Figura 27 - Resultados "Grandes Players" simulador perfil agentes critério PLD InfoPLD 2016 – 2017	79

Figura 28 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério GSF InfoPLD 2016 – 2017	80
Figura 29 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério PLD x GSF InfoPLD 2016 – 2017	81
Figura 30 - Critérios dominantes dos agentes por ano	81
Figura 31 - PLD e GSF realizados para o ano de 2019	83
Figura 32 - Sazonalização considerando regra atual e limites de 70% e 130%	83
Figura 33: Modelo para suporte ao processo de sazonalização de GF para fins do MRE	84
Figura 34: Resultados função utilidade para soma total do MRE considerando sazonalização de 2014 a 2017	85
Figura 35: Projeções PLD para 2019.....	86
Figura 36: Projeções GSF para 2019	86
Figura 37: Perfil Simples Distribuidoras 2019	87
Figura 38: Estratégias player 1: soma total do MRE.....	88
Figura 39: Estratégias player 2: agente de GF 1 MWm	90
Figura 40: Projeção PLD simulação histórica	91
Figura 41: Projeção GSF simulação histórica	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz <i>payoff</i> dilema de dois prisioneiros.....	28
Tabela 2 - Matriz de <i>payoff</i> (SARTINI, 2004).....	30
Tabela 3 - Matriz de <i>payoff</i> após primeira eliminação (SARTINI, 2004).....	30
Tabela 4 - Matriz <i>payoff</i> após segunda eliminação (SARTINI, 2004).....	31
Tabela 5 - Matriz <i>payoff</i> batalha dos sexos.	31
Tabela 6 - Matriz <i>payoff</i> para jogo de troca de moedas.....	32
Tabela 7 - Matriz <i>payoff</i> caso 1 - receita esperada. [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco...52	
Tabela 8 - Matriz <i>payoff</i> caso 1 - receita esperada (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	53
Tabela 9 - Matriz <i>payoff</i> caso 1 - receita esperada (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	53
Tabela 10 - Matriz <i>payoff</i> caso 1 - CV@R. [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	54
Tabela 11 - Matriz <i>payoff</i> caso 1 - CV@R (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	54
Tabela 12 – Matriz <i>payoff</i> caso 1 – CV@R (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	54
Tabela 13 – Matriz <i>payoff</i> caso 1 – função convexa entre média dos resultados totais e CV@R. [R\$*Bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.	55
Tabela 14 – Matriz <i>payoff</i> caso 1 – função Convexa entre média dos resultados totais e CV@R (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	55
Tabela 15 – Matriz <i>payoff</i> caso 1 – função convexa entre média dos resultados totais e CV@R (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.....	56
Tabela 16 - Equilíbrio de Nash encontrados pelo método DEI - caso 2.	57
Tabela 17 - Critérios utilizados simulador perfil agentes.....	62
Tabela 18 - Receita obtida para diferentes limites de sazonalização	82
Tabela 19: Resultados de sazonalização agente unitário considerando cada critério analisado e projeções de 2019	88
Tabela 20: Estratégias player 1: soma total do MRE	89
Tabela 21: Matrix <i>payoff</i> [milhões de R\$].....	92

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CV@R	<i>Conditional Value-at-Risk</i>
CMO	Custo Marginal de Operação
DEI	Dominância Estrita Iterativa
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GF	Garantia Física
GSF	<i>Generation Scaling Factor</i>
MRE	Mecanismo de Realocação de Energia
MCP	Mercado de Curto Prazo
MME	Ministério de Minas e Energia
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PCH	Pequenas Centrais Hidrelétricas
PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
TEO	Tarifa de Energia de Otimização
UHE's	Usinas Hidrelétricas
VaR	<i>Value-at-Risk</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	16
2	MECANISMO DE REALOCAÇÃO DE ENERGIA (MRE)	17
2.1	SAZONALIZAÇÃO E MODULAÇÃO DA GF	19
2.2	ALOCAÇÃO DE ENERGIA.....	20
2.3	CONTABILIZAÇÃO FINANCEIRA	23
3	TEORIA DOS JOGOS	26
3.1	EQUILÍBRIO DE NASH, PONTO ÓTIMO DE PARETO E ESTRATÉGIAS DOMINANTES	27
3.1.1	Dilema de um Prisioneiro.....	27
3.2	MÉTODOS DE SOLUÇÕES EM UM JOGO	29
3.2.1	Método Dominância Estrita Iterativa	29
3.2.2	Competição de Stackelberg	32
3.2.3	<i>Reinforcement Learning</i>	32
3.3	ESTRATÉGIAS MISTAS.....	32
4	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	34
5	“JOGO-MRE”	41
5.1	CLASSIFICAÇÃO DO “JOGO-MRE	41
5.2	METODOLOGIA	42
5.2.1	Equacionamento	43
5.2.2	CV@R	47
5.2.3	Função Convexa entre Receita Esperada e CV@R.....	47
5.2.4	Jogo de Soma Constante.....	48
5.3	SIMULAÇÕES	50
5.3.1	Caso 1.....	50
5.3.4	Caso 2.....	56
5.4	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	58
6	SIMULADOR PARA IDENTIFICAÇÃO DE PERFIL DE AGENTE	60

6.1	METODOLOGIA	60
6.2	ANÁLISES	66
6.2.1	Caso 1.....	70
6.2.2	Caso 2.....	73
6.3	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	82
7	MODELO DE SUPORTE AO PROCESSO DE SAZONALIZAÇÃO PARA FINS DO MRE...	84
7.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	84
7.2	ESTUDO DE CASO	85
7.3	CONCLUSÕES DO CAPÍTULO	92
8	CONCLUSÕES.....	94
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	96

1 INTRODUÇÃO

Em mercados de energia competitivos, decisões são tomadas sob condições de incerteza relacionadas a projeções de demanda, preço, geração e, também, desconhecimento das estratégias a serem adotadas pelos demais participantes do mercado.

No caso do sistema elétrico brasileiro, a matriz de eletricidade é composta predominantemente por fontes hidrelétricas, sendo essa fonte responsável por 64% da produção elétrica do país no ano de 2019 (EPE, 2019).

Tal característica torna a operação do sistema bastante complexa, devido à forte dependência de afluições que ocorrem de maneira estocástica. Sem a existência de um mecanismo de compensação, no despacho centralizado e otimizado do sistema, as usinas encontradas a montante de um rio, que em geral dispõem de reservatório de regulação, estariam em considerável desvantagem econômica em termos de receita no mercado de curto prazo, justamente por serem as primeiras a serem despachadas, quando o preço, em cenário hidrológico com tendência desfavorável, ainda está em elevação e não atingiu valores muito expressivos. Por outro lado, as usinas localizadas mais a jusante na cascata e que tenham volume útil no reservatório, serão despachadas com o preço de curto prazo bastante mais elevado, beneficiando-se economicamente quando do deplecionamento do estoque acumulado. Nesse contexto, com o intuito de compartilhar os benefícios e ônus existentes no processo de despacho centralizado das usinas hidroelétricas (UHE's) pertencentes ao Sistema Interligado Nacional (SIN) e permitir a operação centralizada das usinas hidrelétricas, em 2 de julho de 1998 ficou estabelecido pelo Decreto nº 2655 a criação do Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) onde são realocados contabilmente o excedente de geração entre as usinas (BRASIL, 1998).

De acordo com a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), a Garantia Física (GF) de uma usina geradora corresponde a quantidade de energia que uma unidade geradora consegue prover dado um critério de suprimento estabelecido. A GF também corresponde ao valor máximo de energia que uma unidade geradora pode comercializar e no caso de UHE's, também estabelece sua cota de participação no MRE (EPE, 2018).

As UHE's pertencentes ao MRE possuem a alternativa estratégica de realizar a conversão dos valores anuais médios de suas GFs, definidos por regulamentação, para valores mensais objetivando melhores retornos na contabilização mensal no Mercado de Curto Prazo (MCP), processo esse denominado como sazonalização da GF para fins do MRE.

A definição da estratégia de sazonalização de GF para fins do MRE influencia no resultado financeiro final dos agentes por levar necessariamente a exposições a serem liquidadas no MCP, causadas por incertezas quanto ao Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) e geração hidroelétrica. Tal característica incentiva cada agente participante do MRE a definir sua estratégia de sazonalização de GF de forma a obter melhores retornos na contabilização no MCP frente aos riscos existentes.

Em complemento, a estratégia de sazonalização individual de cada agente forma a sazonalização do MRE, utilizada no processo de realocação contábil da energia. Ou seja, a estratégia individual de cada agente, principalmente aqueles de grande representatividade no sistema em termos de GF, influenciam nos resultados individuais dos outros e vice-versa, permitindo que um determinado agente possa obter vantagens sobre os demais mesmo que todos possuam um mesmo objetivo individual, representado pela maximização do retorno ou minimização das perdas financeiras.

Sob os preceitos da Teoria dos Jogos, o processo de sazonalização de GF, para fins do MRE de um agente hidroelétrico, pode ser caracterizado como um jogo, pois o retorno ou *payoff* de um agente é influenciado não só por sua estratégia individual, mas também pelas estratégias dos demais (FUDEMBERG, 1996).

Além disso, algumas informações presentes no mercado, como projeções de PLD e geração do MRE, podem ser utilizadas no momento de tomada de decisão em diferentes ponderações por cada agente participante do MRE.

Com base neste racional, essa dissertação apresenta diferentes ferramentas de teoria dos jogos e inteligência de mercado que procuram estudar o comportamento dos agentes no momento de tomada de decisão da sazonalização de GF para fins do MRE.

Importante ressaltar que embora as ferramentas desenvolvidas nesse trabalho serem aplicadas ao caso brasileiro de sazonalização para fins do MRE, podem ser facilmente readaptadas para diferentes aplicações em mercados de energia competitivos.

Essa dissertação deriva da execução de Projeto de P&D denominado “Modelos de Maximização de Resultados do Processo de Sazonalização da Garantia Física de Usinas Hidrelétricas”, código Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) PD-07514-0117/2017, patrocinado pela CTG Brasil, no âmbito do Programa de P&D da ANEEL.

1.1 Estrutura da Dissertação

Essa dissertação está organizada do seguinte modo:

O capítulo 2 apresenta uma contextualização das principais características do MRE.

O capítulo 3 discorre sobre os aspectos de teoria dos jogos aplicados nos estudos dessa dissertação.

O capítulo 4 apresenta revisão bibliográfica de trabalhos que abordam sobre o processo de sazonalização de GF de UHE's para fins do MRE e aplicações, nacionais e internacionais, de teoria dos jogos no setor elétrico.

O capítulo 5 descreve a ferramenta de simulação de teoria dos jogos desenvolvida para aplicação no processo de sazonalização de GF para fins do MRE, apresentando um conjunto de soluções a serem exploradas e obtidas de maneira discreta.

O capítulo 6 foca no modelo de inteligência de mercado, desenvolvido para estudar o comportamento dos agentes no momento de decisão da estratégia de sazonalização de GF.

O capítulo 7 apresenta a junção das metodologias de Inteligência de Mercado e Teoria dos Jogos para servir como suporte ao processo de decisão de sazonalização de GF para fins do MRE

O capítulo 8 discorre sobre conclusão dos estudos abordados na dissertação.

2 MECANISMO DE REALOCAÇÃO DE ENERGIA (MRE)

A predominância da fonte hidrelétrica na matriz energética nacional torna tanto o planejamento da expansão, quanto o planejamento da operação do Sistema Elétrico Nacional (SIN) bastante complexos, em virtude de sua forte dependência das afluições, que exibem um comportamento estocástico.

Segundo (RAMOS D. S. E SILVA FILHO, 2013) na maioria dos países que passaram por um processo de reestruturação, o preço “spot” ou preço de curto prazo é definido pelo equilíbrio entre oferta e demanda de energia, em geral através de um processo de leilão.

No caso do Brasil, o preço spot é baseado no Custo Marginal de Operação (CMO) do sistema elétrico, que é obtido através de modelos computacionais de planejamento de operação (NEWAVE e DECOMP) que visam a otimização do sistema, considerando as afluições hidrológicas e sua tendência futura, o armazenamento de água dos reservatórios, os preços ofertados pelas usinas termoeletricas e as restrições operacionais. Com o suporte dos modelos NEWAVE e DECOMP a Câmara de Comercialização de Energia (CCEE) define o PLD, que representa o preço para liquidação das exposições dos Agentes ao MCP.

Em complemento, os proprietários das UHE's, sujeitos ao despacho centralizado da ONS, não possuem controle sobre seu nível de geração, independentemente de seus compromissos de venda de energia firmados.

Devido às grandes dimensões territoriais do Brasil, existem diferenças hidrológicas significativas entre as regiões, permitindo intercâmbios de energia entre essas regiões através da rede interligada, buscando uma otimização do custo operacional do sistema como um todo. Além disso, no despacho otimizado de uma cascata de UHE's, a primeira a ser despachada é a usina encontrada a montante, como apresentado na Figura 1. Isso é justificado pelo fato de que o nível de água em um reservatório a jusante depende da vazão defluente dos reservatórios a montante e, por conseguinte, a geração de uma usina em uma cascata depende da vazão que foi defluída a montante e as vazões incrementais entre ambas.

Como o despacho é centralizado, cada agente não pode decidir o despacho de sua(s) usina(s), que é definido pelo Operador do Sistema de modo a minimizar o custo operativo total do Sistema Interligado. Ocorre que em uma situação hidrológica com tendência a se tornar desfavorável pode ser necessário deplecionar o estoque de água acumulado e, por conta disso, a sequência de deplecionamento em uma cascata é a mais eficiente quando os reservatórios são deplecionados de montante para jusante, ou seja, iniciando pelos reservatórios de regularização (cabeceira) até atingir os reservatórios denominados de “pé de cascata”. Ocorre que a medida em que a situação hidrológica se torna mais desfavorável e, por isso mesmo, a operação de esvaziamento do estoque do sistema continua, o preço do mercado de curto prazo tende a se elevar bastante. Assim, os reservatórios de cabeceira, que justamente regularizam a cascata, serão acionados de forma mais intensa quando o preço é mais baixo e vice-versa para os reservatórios posicionados mais a jusante. Essa forma de acionamento, que é a melhor do ponto de vista sistêmico, faz com que o estoque de água dos reservatórios a montante sejam menos valorizados do que os reservatórios de jusante, produzindo maior receita no MCP por m³ estocado para usinas a jusante.

A presença de tais características indica a necessidade de um mecanismo que compartilhe o risco hidrológico existente (e a consequência da operação centralizada associada à condição hidrológica).

Figura 1 - Cascata de UHE's

Fonte: (CCEE, 2013).

Nesse contexto e de acordo com (CCEE, 2018a), o MRE foi criado para compartilhar entre seus participantes os riscos financeiros associados à comercialização de energia pelas UHE's sujeitas ao despacho centralizado do ONS. Nele é assegurado que, desde que a geração total do MRE seja igual a soma da GF das UHE's participantes, todas as usinas pertencentes ao mecanismo recebam sua GF para fins de contabilização no MCP independentemente da produção real de energia. De outra maneira, no caso mais geral, quando a geração do conjunto das usinas pertencentes ao mecanismo é diferente da GF, o MRE realoca a energia efetivamente gerada de maneira igualitária na proporção da GF de cada usina participante do mecanismo, utilizando a GF sazonalizada no critério de alocação da energia gerada em cada mês de contabilização.

Participam do MRE todas as UHE's sujeitas ao despacho centralizado da ONS, conforme regulamentação vigente, excluídas as energias geradas durante a fase de teste para as usinas em fase de motorização. As Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) possuem participação facultativa, desde que sejam respeitados os módulos específicos dos Procedimentos de Comercialização que abordam esse tema (CCEE, 2018a).

2.1 Sazonalização e Modulação da GF

O Decreto nº 5.163 de 30 de julho de 2004 estabelece que a GF de um empreendimento de geração, a ser definida pelo Ministério de Minas e Energia (MME), corresponde à quantidade máxima de energia elétrica associada ao empreendimento, incluída a importação, que poderá ser utilizada para comprovação de atendimento de carga ou comercialização de contratos (BRASIL, 2004). Para as UHE's participantes do MRE, a GF também define sua cota de participação no mecanismo.

O processo de sazonalização de GF corresponde à conversão dos valores anuais médios de GF (MWm) em valores mensais, expressos em termos de energia (MWh), conforme mostrado na Figura 2.

Fonte: (CCEE, 2014).

Figura 2 - Sazonalização de GF

Observa-se que há dois processos de sazonalização de GF: um para fins de lastro da usina e aferição de penalidades do agente e outro para aplicação no MRE, onde os participantes definem os montantes mensais que serão utilizados no processamento do mecanismo.

De acordo com (CCEE, 2019), algumas usinas como Itaipu, usinas que tiveram renovação de concessão, usinas submotorizadas, usinas que iniciam ou terminam o período de concessão no ano de referência, bem como usinas que não queiram declarar os valores de sazonalização, possuem os montantes sazonalizados para fins do MRE determinados a partir dos valores informados pelos demais agentes, ou seja, essas usinas terão seus montantes de GF sazonalizados de acordo com o perfil adotado pelas usinas que declararam seus montantes.

A modulação é o processo pelo qual a GF sazonalizada de uma usina é distribuída em valores horários e posteriormente agrupados em termos semanais e por patamar de carga.

2.2 Alocação de Energia

O Fator de Ajuste do MRE mede em base mensal a razão entre a geração total do MRE com a soma da GF sazonalizada e modulada, do conjunto de UHE's pertencentes ao MRE. Esse fator também é conhecido como *Generation Scaling Factor* (GSF).

As UHE's pertencentes ao MRE possuem suas GFs sazonalizadas e moduladas, ajustadas de acordo com o GSF e proporcional a sua GF. Quando a produção total do MRE é menor ou igual à soma da GF das UHE's, ou seja, quando o GSF é menor ou igual a 1, há a alocação de energia entre as usinas até que cada usina do MRE receba o valor proporcional de

sua GF sazonalizada e modulada, processo esse descrito como alocação de energia para cobertura de GF.

De acordo com (CCEE, 2018a) no processo de alocação de energia para cobertura de GF entre as UHE's participantes do MRE, ocorre prioritariamente a transferência de energia entre UHE's localizadas no mesmo submercado. Em um segundo estágio, a eventual energia remanescente, que excede ao montante total a ser alocado no submercado para que todas usinas desse submercado tenham alocado a si o percentual definido pelo GSF, promove-se então a transferência para as UHE's situadas em submercados deficitários, até o preenchimento de suas GFs, ou o atingimento do GSF se este parâmetro for inferior à unidade. Vale ressaltar que contabilmente, a energia alocada permanece vinculada ao submercado onde foi gerada, não havendo transferência física da energia elétrica, ou seja, o MRE é um mecanismo de ajuste financeiro e não físico. A Figura 3 ilustra o processo descrito.

Caso a produção total do MRE seja maior que a soma da GF do MRE, ou seja, quando o GSF é maior do que 1, haverá um excedente de geração, denominado energia secundária, que será alocado a todos os participantes do MRE proporcionalmente ao valor de suas GF sazonalizadas.

Nesse caso, as UHE's pertencentes ao MRE com valores de geração maiores que suas GF's transferem seus excedentes ao MRE para posteriormente receber parte da energia secundária na proporção de sua GF sazonalizada. Já as UHE's com produção menor que sua GF sazonalizada, recebem do MRE tanto a complementação de sua GF sazonalizada, quanto sua parte proporcional da energia secundária.

O processo de alocação de energia secundária no MRE, mostrado na Figura 4, ocorre de maneira similar ao processo de alocação para cobertura de GF, havendo primeiramente a transferência de energia entre UHE's pertencentes ao mesmo submercado. Após essa primeira etapa e existindo ainda UHE's com saldo a receber de energia secundária, haverá a transferência a partir do submercado com disponibilidade para atendimento. A porção de energia secundária alocada permanece contabilmente vinculada ao submercado em que foi produzida.

Figura 3 - Representação do processo de alocação de energia para cobertura de GF no MRE

Fonte: (CCEE, 2018a).

Figura 4 - Representação do processo de alocação de energia secundária no MRE

Fonte: (CCEE, 2018a).

Vale ressaltar que o processo de apuração da geração hidroelétrica e alocação de energia tanto para cobertura de GF quanto para energia secundária no MRE, ocorre na base horária e para cada submercado, sendo atualmente integralizado para cada patamar, semana e submercado. Com a inserção do PLD horário, o resultado da apuração e alocação de energia do MRE passará a ser diretamente calculado em base horária.

2.3 Contabilização Financeira

Os custos variáveis, associados à operação e compensações financeiras pelo uso da água, referentes à produção de energia alocada dentro do MRE, são ressarcidos por meio da Tarifa de Energia de Otimização (TEO).

A TEO, expressa em R\$/MWh, é estabelecida pela ANEEL e tem como objetivo compensar financeiramente os agentes de geração que fornecem energia ao MRE, devendo ser paga pelos agentes que se tornaram receptores líquidos no processo de alocação de energia do MRE, tanto para cobertura de GF, quanto para alocação de energia secundária. Essa compensação ocorre dentro do processo de contabilização da CCEE, na forma de um ajuste da pré-liquidação das empresas (CCEE, 2018a).

Os agentes estão sujeitos a exposições positivas ou negativas relativas à diferença de PLD entre os submercados receptor e onde a energia foi gerada no processo de alocação de energia, havendo o direito a alívio da exposição na alocação para cobertura da GF, direito esse que não abrange o processo de alocação de energia secundária.

Segundo (CCEE, 2012), na contabilização no MCP a energia verificada dos proprietários das UHE's pertencentes ao MRE, composta pela geração ou consumo consolidado e a alocação de energia no MRE, é confrontada com a energia contratada, sendo a diferença apurada valorada ao PLD. Vale ressaltar que esse cálculo é realizado para cada agente, por submercado, semana e patamar de carga. A Figura 5 ilustra o balanço energético realizado na contabilização no MCP para cada agente.

Como pode ser observado na Figura 5 os agentes que possuem energia verificada menor que a energia contratada estarão expostos à contabilização no MCP, sujeitos às incertezas do PLD. Em complemento, os agentes pertencentes ao MRE estão suscetíveis a diminuição da energia verificada em momentos que a produção total do MRE é menor que a soma da GF sazonalizada das UHE's pertencentes ao mecanismo, ou seja, em momentos que o GSF é menor do que 1.

Alguns fatores como o aumento do despacho de usinas térmicas fora da ordem de mérito, aumento das fontes intermitentes de energia, atrasos nas construções de linhas de transmissão, indefinições quanto a revisão da GF de projetos existentes e redução da carga associada a estagnação do crescimento econômico, vem diminuindo consideravelmente a geração hidroelétrica e o valor do GSF ao longo dos anos, ocasionando processos de judicialização e débitos a serem pagos que hoje acumulam um valor superior a R\$ 8,24 bilhões (CCEE, 2020a).

Figura 5 - Balanço energético agente CCEE

Fonte: (CCEE, 2012).

Além disso, a sazonalização realizada por um agente, principalmente aqueles de grande expressividade em termos de GF, influencia diretamente no valor do GSF, que é um parâmetro que tem seus valores mais altos em meses de intensa geração hidroelétrica e baixa alocação de GF dos agentes.

Em contrapartida, a diferença positiva entre a energia verificada e a energia contratada, denominada exposição positiva, acarreta retornos positivos valorados ao PLD, de forma que o resultado da liquidação no MCP da parcela descontratada de um agente pertencente ao MRE é maior em meses com maiores alocações de sua GF, maiores valores de PLD, maior geração hidroelétrica e menores alocações realizadas pelos demais agentes.

Tais características tornam a sazonalização de GF para fins do MRE um processo de decisão sobre incertezas, onde se pretende obter melhores retornos considerando o risco associado frente às incertezas relacionadas ao PLD, a geração MRE e a estratégia adotada pelos demais agentes.

3 TEORIA DOS JOGOS

De acordo com (SARTINI, GARBUGIO, et al., 2004), a teoria dos jogos é uma teoria matemática criada para solucionar eventos em que dois ou mais “agentes de decisão” interagem entre si de forma consciente e objetiva. A teoria dos jogos pode ser utilizada, por exemplo, em eleições, leilões e balança de poder.

(FUDEMBERG, 1996) define que um jogo em sua forma estratégica ou normal possui três elementos: um conjunto finito de n jogadores $\{1, 2 \dots n\}$, o espaço de puras estratégias S_i para cada jogador i e a função *payoff* $u_i(s)$ que representa o ganho ou *payoff* do jogador para cada perfil de estratégias $s = (s_1, \dots, s_n)$. Assim sendo, um jogo é constituído de um número de jogadores em que cada um, através de uma estratégia, objetiva maximizar seus ganhos quando exposto a situações de conflito (SARTINI, GARBUGIO, et al., 2004). O ganho, ou *payoff*, de cada jogador depende não só de sua estratégia, mas também daquelas dos demais jogadores, representadas pelo vetor s .

Frequentemente na bibliografia, como é o caso em (FUDEMBERG, 1996), todos os demais jogadores, tirando o jogador i , são representados como os “oponentes do jogador i ” e denotados por i_- . Apesar da terminologia, isso não significa que os jogadores sempre disputam entre si, em alguns casos podem até se ajudar. O objetivo de cada jogador é apenas maximizar sua função *payoff*.

Abaixo, apresenta-se o descritivo dos elementos advindos da teoria dos jogos abordados nessa dissertação.

$G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$	Conjunto finito de n jogadores
g_i	Jogador i
$S_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im_i}\}$	Espaço de puras estratégias do jogador g_i , com $m_i \geq 2$
$S_i = \{s_{1j_1}, s_{1j_2}, \dots, s_{nj_n}\}$	Vetor perfis de estratégias puras, onde s_{ij_i} é uma estratégia pura para o jogador $g_i \in G$
$u_i(s)$	Ganho ou <i>payoff</i> do jogador para cada perfil de estratégias $s = (s_1, \dots, s_n)$
S_{-i} $= \{s_{1j_1}, \dots, s_{(i-1)j_{i-1}}, s_{(i+1)j_{i+1}}, \dots, s_{nj_n}\}$ $\in S_{-i} = S_1 \times \dots \times S_{i-1} \times S_{i+1} \times \dots \times S_n$	Estratégia, dentro do espaço de estratégias puras S_{-i} , adotada por todos os jogadores, exceto o jogador g_i

3.1 Equilíbrio de Nash, Ponto Ótimo de Pareto e Estratégias Dominantes

O Equilíbrio de Nash consiste em um ponto onde o *payoff*, ou seja, o benefício ou ganho de um jogador, não melhora mudando de estratégia caso os demais não o façam.

De acordo com (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004) um perfil de estratégia $s^* = (s_1^*, \dots, s_{(i-1)}^*, s_i^*, s_{(i+1)}^*, \dots, s_n^*) \in S$ é um Equilíbrio de Nash se

$$u_i(s_i^*, s_{-i}^*) \geq u_i(s_{ij_i}, s_{-i}^*) \quad (1)$$

Para todo $i = 1, \dots, n$ e para todo $j_i = 1, \dots, m_i$, com $m_i \geq 2$.

O Ponto Ótimo de Pareto, porém é aquele onde um jogador não pode mudar de estratégia sem prejudicar o outro (FERREIRA e FERREIRA, 2008). Trata-se de um conceito de eficiência social, em que se busca a melhora coletiva, enquanto o Equilíbrio de Nash constitui em um conceito individual, onde se é realizada a análise do benefício do agente de forma individual.

Outro importante conceito a ser destacado é da estratégia dominante, que corresponde à melhor estratégia para um jogador adotar, independentemente das estratégias escolhidas pelos outros jogadores. A diferença entre estratégias dominantes e o Equilíbrio de Nash, é que na primeira: “eu estou fazendo o melhor que posso, independentemente do que você esteja fazendo; e você está fazendo o melhor que pode, independentemente do que eu esteja fazendo”; já no equilíbrio de Nash, “eu estou fazendo o melhor que posso em função daquilo que você está fazendo; e você está fazendo o melhor que pode em função daquilo que eu estou fazendo”.

3.1.1 Dilema de um Prisioneiro

Um jogo presente em diversas referências bibliográficas consiste no dilema de dois prisioneiros que são acusados de um mesmo crime e colocados em salas separadas sem poderem se comunicar. O delegado faz a seguinte proposta, em que cada prisioneiro tem a opção de negar ou confessar: se ambos confessarem a pena é de cinco anos de cadeia, caso os dois neguem a pena será de um ano e por último, caso um neguem e o outro confesse, o que negou será condenado a dez anos de prisão enquanto o outro estará livre.

O jogo consiste no conjunto de jogadores $G = \{Prisioneiro1, Prisioneiro2\}$, com os espaços de estratégias:

$$S_{1,2} = \{confessar, negar\}$$

Onde:

$$S = S_1 \times S_2 = \left\{ \begin{array}{l} (confessar, confessar), \\ (confessar, negar), \\ (negar, confessar), \\ (negar, negar) \end{array} \right\}$$

As funções *payoffs* são:

$$u_1(confessar, confessar) = -5$$

$$u_1(confessar, negar) = 0$$

$$u_2(confessar, confessar) = -5$$

$$u_2(confessar, negar) = 0.$$

A Tabela 1 apresenta o jogo em sua forma estratégica, representada pela sua matriz de *payoff*, em que as linhas se referem às estratégias do *Prisioneiro 1* e as colunas às estratégias do *Prisioneiro 2*.

Tabela 1 - Matriz *payoff* dilema de dois prisioneiros.

		Prisioneiro 2	
		confessar	negar
Prisioneiro 1	confessar	(-5, -5)	(0, -10)
	negar	(-10, 0)	(-1, -1)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Nesse jogo o único Equilíbrio de Nash é o perfil de estratégia (confessar, confessar). Trata-se de equilíbrio de estratégias dominantes, pois independentemente da decisão que o outro irá fazer, o equilíbrio se dá pela escolha da confissão. De fato, do ponto de vista do

prisioneiro sem comunicação e sabendo das opções do outro prisioneiro de confessar ou negar, afigura-se melhor confessar, pois, caso o outro confesse ele terá uma pena de cinco anos e caso o outro negue estará livre. Apesar desse perfil de estratégia ser um Equilíbrio de Nash, ele não representa de fato o Ponto Ótimo de Pareto¹ do jogo, pois existe uma opção de melhorar a função *payoff* de um prisioneiro sem prejudicar o outro, isso é o caso de ambos cooperarem e deslocarem para o perfil (negar, negar) obtendo a pena de um ano para cada um.

Este dilema ilustra o fato de que muitas vezes as pessoas (empresas) não cooperam um com o outro, mesmo quando a cooperação pudesse deixá-los em melhor situação.

3.2 Métodos de Soluções em um Jogo

A solução de um jogo consiste em prescrição ou previsão do resultado do jogo (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004). Vários métodos são conhecidos no intuito de encontrar soluções em teoria dos jogos, dentre os quais encontra-se a Dominância Estrita Iterativa, a Competição de Stackelberg e o *Reinforcement Learning*.

3.2.1 Método Dominância Estrita Iterativa

(SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004) definem que uma estratégia pura $s_{ik} \in S_i$ do jogador $g_i \in G$ é estritamente dominada pela estratégia $s_{ik'} \in S_i$ se

$$u_i(s_{ik'}, s_{-i}) > u_i(s_{ik}, s_{-i}) \quad (2)$$

Para todo $s_{-i} \in S_{-i}$. E fracamente dominada pela estratégia $s_{ik'} \in S_i$ se

$$u_i(s_{ik'}, s_{-i}) \geq u_i(s_{ik}, s_{-i}) \quad (3)$$

Na resolução por Dominância Estrita Iterativa (DEI) as estratégias estritamente dominadas são eliminadas, restando apenas aquela que é considerada a solução do jogo. Por exemplo, considere-se a matriz de *payoff* apresentada na Tabela 2.

¹ Estratégia eficiente de Pareto é aquela em que não há escolha capaz de melhorar a situação dos dois jogadores.

Tabela 2 - Matriz de *payoff* (SARTINI, 2004).

		g_2			
		s_{21}	s_{22}	s_{23}	s_{24}
g_1	s_{11}	(5,2)	(2,6)	(1,4)	(0,4)
	s_{12}	(0,0)	(3,2)	(2,1)	(1,1)
	s_{13}	(7,0)	(2,2)	(1,1)	(5,1)
	s_{14}	(9,5)	(1,3)	(0,2)	(4,8)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Nesse jogo, para o jogador g_2 , a estratégia s_{21} é estritamente dominada pela estratégia s_{24} e, assim, a primeira coluna da matriz pode ser retirada, resultando a matriz apresentada na Tabela 3.

Tabela 3 - Matriz de *payoff* após primeira eliminação (SARTINI, 2004).

		g_2		
		s_{22}	s_{23}	s_{24}
g_1	s_{11}	(2,6)	(1,4)	(0,4)
	s_{12}	(3,2)	(2,1)	(1,1)
	s_{13}	(2,2)	(1,1)	(5,1)
	s_{14}	(1,3)	(0,2)	(4,8)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Na matriz mostrada na Tabela 3, para o jogador g_1 , as estratégias s_{11} e s_{14} são estritamente dominadas pelas estratégias s_{12} e s_{13} , respectivamente, eliminando assim as linhas 1 e 4. Para o jogador g_2 a estratégia s_{23} é estritamente dominada pela estratégia s_{22} , pelo que a coluna 2 pode, portanto, ser eliminada.

A Tabela 4 apresenta a matriz 2x2 obtida após essas eliminações.

Tabela 4 - Matriz *payoff* após segunda eliminação (SARTINI, 2004).

		g_2	
		s_{22}	s_{24}
g_1	s_{12}	(3,2)	(1,1)
	s_{13}	(2,2)	(5,1)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Analisando a matriz representada na Tabela 4 podemos observar que para o jogador g_2 a estratégia s_{24} é estritamente dominada pela a estratégia s_{22} . Finalmente na matriz 2x1 resultante, para o jogador g_1 , a estratégia s_{13} é estritamente dominada pela estratégia s_{12} . O resultado obtido pelo processo é então um único perfil de estratégias (s_{12} , s_{22}) com valores de funções de *payoff* de (3, 2), no qual constitui no único Equilíbrio de Nash do jogo.

Examinando o exemplo apresentado por (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004), é possível observar que o método DEI consegue encontrar a solução ótima do jogo de uma maneira intuitiva e simples, mas os autores enfatizam que pode haver jogos onde a técnica pode fornecer vários perfis como solução, ou até mesmo, proporcionar todo o espaço de estratégias, constituindo assim um método não aplicável para essas situações. Esse é o caso da batalha dos sexos representada pela matriz de *payoff* mostrada na Tabela 5.

Tabela 5 - Matriz *payoff* batalha dos sexos.

		Mulher	
		futebol	cinema
Homem	futebol	(10, 5)	(0, 0)
	cinema	(0, 0)	(5, 10)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Na situação apresentada na batalha dos sexos, a mulher quer ir ao cinema, enquanto o homem ao futebol. Caso forem separados, ambos ficam descontentes. Nesse jogo é possível observar que não existe solução aplicando o método de DEI, por não haver estratégias estritamente dominadas por outras. Quanto ao Equilíbrio de Nash é possível verificar duas estratégias: (futebol, futebol) e (cinema, cinema).

3.2.2 Competição de Stackelberg

Outro método de solução em teorias dos jogos é a competição de Stackelberg, em que um primeiro jogador, representado como o líder, realiza sua estratégia objetivando seu ponto ótimo. Após esse primeiro passo, os demais jogadores, conhecendo a estratégia adotada pelo líder, enviam seus lances dando fim ao jogo.

Na competição de Stackelberg, o primeiro jogador possui a vantagem de realizar sua decisão independentemente dos demais, sendo que os outros jogadores possuem total conhecimento da estratégia tomada pelo primeiro, constituindo em jogo com informação perfeita.

3.2.3 Reinforcement Learning

Outra técnica que pode ser utilizada é conhecida como *Reinforcement Learning* em que os agentes de um jogo tendem a aprender com a experiência passada. Nesse método, em cada iteração o jogador leva para a próxima o melhor resultado, ou seja, a ação (ou estratégia) que gerou o melhor ganho ou “*payoff*”. Em alguns casos a função *payoff* se mantém praticamente constante após um número de iterações, representando o Equilíbrio de Nash.

3.3 Estratégias Mistas

Em alguns jogos não é possível encontrar Equilíbrios de Nash através de perfis de estratégias puras, esse é o caso do jogo de trocar moedas, representado pela matriz de *payoff* apresentada na Tabela 6. Nesse jogo, os jogadores exibem, simultaneamente, as moedas que cada um possui em sua mão. Se as moedas forem iguais o jogador 2 dá sua moeda para o jogador 1. Caso contrário o jogador 1 dá sua moeda para o jogador 2.

Tabela 6 - Matriz *payoff* para jogo de troca de moedas.

		Jogador 2	
		cara	coroa
Jogador 1	cara	(1, -1)	(-1, 1)
	coroa	(-1, 1)	(1, -1)

Fonte: (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004)

Uma alternativa para encontrar a solução em problemas onde não há Equilíbrio de Nash para estratégias puras, como no caso do jogo de troca de moedas, é escolher um perfil de estratégias baseado na distribuição de probabilidade de suas estratégias puras.

(FUDEMBERG, 1996) utiliza a terminologia σ_i para a estratégia mista do agente i e $\sigma_i(s_i)$ a probabilidade do agente i em selecionar a estratégia $s_i \in S_i$. Uma estratégia pura é aquela em que para $\exists s_i \in S_i$, $\sigma_i(s_i) = 1$. A função *payoff* de um jogador quando aplicada uma estratégia mista é uma função linear da combinação de probabilidades de suas estratégias puras, denotada por $u_i(\sigma_i)$. Todos os critérios básicos de Dominância Estrita Iterativa, Equilíbrio de Nash, Competição de Stackelberg, *Reinforcement Learning* e características de um jogo podem ser estendidos para as estratégias mistas.

Considerando $\{s_{i_1}, s_{i_2}, \dots, s_{i_{m_i}}\}$ o conjunto de estratégias puras do jogador i , (SARTINI, GARBUGIO, *et al.*, 2004) definem que a função *payoff* de um jogador i devido a uma estratégia mista σ é dada por:

$$u_i(\sigma) = \sum_{j_1=1}^{m_1} \sum_{j_2=1}^{m_2} \dots \sum_{j_n=1}^{m_n} \left(\prod_{k=1}^n \sigma_{kj_k} \right) u_i(s_{1j_1}, s_{2j_2}, \dots, s_{nj_n}) \quad (4)$$

Onde:

σ_i	Estratégia mista do agente i .
$\sigma_i(s_i)$	Probabilidade do agente i em selecionar a estratégia $s_i \in S_i$.
$u_i(\sigma)$	Função <i>payoff</i> de um jogador i devido a uma estratégia mista σ .

No exemplo do jogo de troca de moedas, o único ponto de Equilíbrio de Nash é o perfil de estratégias mistas $(1/2, 1/2; 1/2, 1/2)$, pois o perfil de estratégias mistas do jogador 2 $\sigma_2 = (1/2, 1/2)$ fornece um *payoff* para o jogador 1 igual a 0, independentemente da estratégia tomada pelo jogador 1. Como o jogo é simétrico, o mesmo ocorre para o perfil de estratégias mistas do jogador 1 $\sigma_1 = (1/2, 1/2)$.

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo são analisados diversos artigos, teses e dissertações presentes na literatura sobre sazonalização da garantia física de UHE's e teoria dos jogos.

Dentre a literatura selecionada encontram-se estudos nacionais sobre o processo de sazonalização de garantia física de UHE's e internacionais sobre teoria dos jogos. Em relação ao primeiro, foram levantadas as metodologias já utilizadas e quais vantagens e desvantagens de cada uma. No que concerne a teoria dos jogos, procurou-se analisar seus diversos métodos de soluções e as aplicações no setor elétrico.

O trabalho de (SOKEI, 2008) apresenta metodologia capaz de realizar a sazonalização da energia assegurada² de UHE's participantes do Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) do setor elétrico brasileiro. O modelo utiliza em seu processo de otimização os conceitos de Algoritmos Genéticos e possui como objetivo realizar a sazonalização da energia assegurada minimizando a perda esperada e o risco do agente. Como métrica de risco foi utilizado o *Value-at-Risk* ($V@R$). Contratos firmados e penalidades do agente também são considerados no modelo.

O objetivo do modelo é minimizar a perda anual esperada associada a cada perfil de energia natural afluente. Em sua formulação, a função objetivo possui as parcelas da perda média, desvio padrão da perda anual e a perda máxima esperada com risco de confiança de 95%. A perda anual é composta por três parcelas representadas pela perda anual no mercado de curto prazo, o custo anual dos contratos de compra e pelo pagamento anual das penalidades.

O processo se inicia com uma população de n perfis de sazonalização da energia assegurada e de contrato de aquisição de energia, representando os indivíduos do processo. Através da aplicação das M séries de PLD e geração obtidos do NEWAVE, calcula-se os valores da perda média, desvio padrão da perda anual e da perda máxima esperada dentro do intervalo de confiança estabelecido.

²O conceito de energia assegurada atualmente é definido como GF.

Cada indivíduo então recebe uma nota de aptidão com base no critério da composição das perdas anuais. O operador de elitismo seleciona os indivíduos mais aptos e os transferem para a próxima população, enquanto os operadores genéticos realizam o cruzamento e mutação, formando assim outra população. O processo continua até não haver mais diferença significativa entre duas populações consecutivas ou até se atingir um número de interações pré-estabelecido.

Na customização da função objetivo, diferentes valores dos multiplicadores foram utilizados com o objetivo de analisar os riscos apresentados. (SOKEI, 2008) concluiu que no caso estudado a melhor opção é considerar igualmente as parcelas da perda média anual e da perda máxima esperada dentro do nível de confiança de 95%, isso porque assim são ponderados igualmente os ganhos e os riscos de perdas.

O trabalho possui como contribuição a proposta de modelagem para sazonalização da energia assegurada de UHE's considerando o nível de risco associado. Sua limitação encontra-se na restrição em relação a alguns condicionantes da tomada de decisão dos agentes, como por exemplo o fato de algumas regras do Setor Elétrico Brasileiro já estarem ultrapassadas. A principal limitação decorre da premissa que o trabalho assume, de que a sazonalização é única (para efeito de MRE e de lastro), pelo que faria sentido sazonalizar pensando apenas na exposição do próprio agente, sem considerar a posição dos demais.

Outra regra ultrapassada está relacionada com a sazonalização da UHE Itaipu e das usinas cotistas (BRASIL, 2013), que antes possuíam sua sazonalização de GF de forma flat para fins do MRE, e após Resolução Normativa ANEEL nº 584/2013 passaram a realizar a sazonalização da GF seguindo o perfil de sazonalização dos demais agentes participantes do MRE (BRASIL, 2013). Embora a atualização destas regras permita a simulação dos casos estudados, por conta da observação relativa ao regramento utilizado a lógica de simulação fica prejudicada.

(DUSSE, LISBOA, *et al.*, 2015) aborda o uso de teoria dos jogos para realizar simulações de sazonalização da garantia física de UHE's participantes do MRE no Setor Elétrico Brasileiro. Procura-se no artigo encontrar o Equilíbrio de Nash entre dois agentes pertencentes ao MRE pela aplicação do conceito de Competição de Stackelberg.

Sob a luz da Teoria dos Jogos, o artigo apresenta um estudo de caso com o objetivo de realizar a maximização da receita dos agentes geradores, representados como “jogadores”, advinda da exposição ao mercado de curto prazo.

No cálculo do Equilíbrio de Nash foi utilizada uma estratégia co-evolucionária em que se utiliza as estratégias evolucionárias de algoritmos genéticos como a mutação, cruzamentos genéticos e avaliação para selecionar os melhores indivíduos. Na técnica co-evolucionária utilizada pelo artigo, várias populações foram utilizadas, cada uma representando a ação de um jogador. O Equilíbrio de Nash é então obtido na interação em que fixando a estratégia dos demais, o resultado de um jogador não melhora com a mudança de sua estratégia.

Para realizar o cálculo na Competição de Stackelberg é necessário realizar a otimização do primeiro jogador e logo após a dos demais jogadores. Nesse processo de otimização foi utilizado o método elipsoidal, que consiste em otimizar um problema através de cortes definidos pelos gradientes da função objetivo e das restrições, envolvendo a solução ótima com um elipsoide. Em cada interação um espaço de busca é eliminado. O trabalho conclui que os resultados de sazonalização possuem relação com as estimativas de PLD e geração, não sendo vantajoso alocar muita energia nos meses em que a geração é baixa ou o PLD é baixo.

O artigo apresentado por (DUSSE, LISBOA, *et al.*, 2015) mostra-se interessante por utilizar teoria dos jogos para realizar a sazonalização de UHE's participantes do MRE, por não ser conhecida a estratégia dos outros agentes. Sua limitação encontra-se em representar o sistema por apenas dois agentes e não considerar as estratégias dos grandes players (jogadores) de forma individual. Além disso, não houve consideração de contratos de comercialização, portanto a estratégia é baseada apenas no desempenho de curto prazo dos agentes, considerando apenas a receita como objetivo, sem atentar para o risco financeiro associado.

O mais relevante fator para definir a limitação de aplicação, no entanto, é a aplicação envolver apenas dois players (jogadores) com a mesma função *payoff* e em jogo de soma zero, fato que acaba resultando na conclusão óbvia de que o equilíbrio ocorre para o mesmo perfil de sazonalização para ambos os jogadores (a sazonalização *flat* atenderia da mesma forma nesse caso) e a melhor sazonalização encontrada implica alocar energia nos meses onde o produto (PLD * Geração) é maximizado.

(SANTOS, LISBOA, *et al.*, 2012) analisam a utilização de otimização multiobjetivo para realizar a sazonalização de algumas UHE's pertencentes a uma empresa fictícia.

Um modelo de otimização multiobjetivo é composto por mais de uma função objetivo. De acordo com (SANTOS, LISBOA, *et al.*, 2012) um procedimento para solução de tais modelos baseia-se em transformar o problema multiobjetivo em monobjetivo, para depois resolvê-lo utilizando métodos tradicionais de otimização, ou utilizar um método capaz de solucionar o problema com o seu número inicial de funções objetivo.

Três métodos de otimização multiobjetivo foram analisados: o Método dos Vértices com ε -restrito (estratégia VEOS), Método Elipsoidal Multiobjetivo (estratégia MOOS) e o Método Elipsoidal Multiobjetivo com Vértices (VMOOS).

A estratégia VEOS consiste em construir a fronteira eficiente minimizando apenas um dos objetivos e transformando os demais em restrições para o novo problema criado. O método MOOS tem como principal objetivo a partir de um ponto inicial, envolver a região de busca e gerar planos de corte para reduzi-la.

Se em um plano gerado as condições são satisfeitas, o algoritmo é finalizado, caso contrário, essa informação é utilizada para construir uma região de busca menor com um novo centro. O método é repetido até que seja encontrado um ponto ótimo ou que exceda o número de interações.

Por último, a estratégia VMOOS busca utilizar as melhores características das estratégias anteriores. O processo consiste em utilizar a fronteira construída pelo método VEOS dividindo-a em duas partes e utilizando o ponto central como ponto inicial da otimização VMOOS. Após o primeiro passo, o ponto central do maior pedaço da divisão é novamente dividindo e o ponto central passado para o novo problema. O procedimento é repetido sucessivamente até construir a fronteira com as amostras eficientes.

O estudo de caso analisado pelo artigo tem como objetivos maximizar a receita advinda da GF não comprometida com contratos e minimizar o risco no qual o agente pode estar exposto. A receita pode ser adquirida através de contratos de curtíssimo prazo, sendo o resultado

da multiplicação da energia e o PLD menos o *spread*, ou toda essa energia pode ser liquidada no MCP (via CCEE) valorada ao PLD. As restrições referem-se às regulações do mercado aplicadas à GF, que são: a soma das garantias físicas alocadas em cada mês deve ser igual à GF da usina que não está comprometida com contratos de comercialização, e a GF alocada em cada mês deve ser menor ou igual a potência efetiva da usina.

Para cômputo do risco foi utilizada a métrica ePar, similar ao *Conditional Value-at-Risk* (CV@R), no qual se avalia a perda esperada nos 5% piores cenários de receita. Como dados de entrada do problema, para geração e PLD, foram utilizadas as saídas do NEWAVE. Para a sazonalização dos demais agentes do MRE foi utilizada uma composição entre a carga do SIN e o valor esperado do PLD. O artigo optou por construir uma fronteira com dez pontos ótimos.

O artigo conclui que todas as estratégias foram capazes de encontrar a solução do problema, sendo as fronteiras construídas pelas estratégias VEOS e VMOOS mais completas e uniformes que a obtida pelo método MOOS, no qual não foi possível encontrar os pontos extremos, sendo concentrada em uma única região.

O trabalho apresentado por (SANTOS, LISBOA, *et al.*, 2012) mostra-se interessante por indicar proposta inovadora de solução para otimização do processo de otimização as sazonalização da GF de UHE's participantes do MRE. Sua limitação encontra-se em adotar como premissa que as estratégias dos demais agentes será igual ao perfil da carga do SIN, não levando em consideração as estratégias individuais de cada agente.

(KRAUSE, ANDERSSON, *et al.*, 2004) abordam o uso de Equilíbrio de Nash e *Reinforcement Learning* para descrever o comportamento de agentes geradores que desejam aumentar suas receitas em um mercado de curto prazo.

O estudo de caso do artigo analisa um sistema de potência com três geradores e quatro cargas. Foi considerado que a receita advém apenas do mercado de curto prazo, sem contratos bilaterais. Cada gerador deve enviar seu lance de oferta (bid) para o operador independente e, a partir dos lances enviados, o operador do sistema deve realizar o despacho energético das usinas através da ordem de mérito, objetivando o menor custo de operação possível para o sistema.

O modelo possui como função objetivo minimizar o custo da produção de energia do sistema, ou seja, o somatório do custo do despacho de cada gerador. As restrições referem-se às limitações do sistema de potência, como a potência produzida por cada gerador deve ser menor ou igual sua potência instalada, e a potência na carga de um nó k deve ser a potência produzida nesse mesmo nó mais a potência que chega no nó k . O artigo não considerou limitações de linhas de transmissão e características de qualidade. A solução do problema representa os bids a serem ofertados pelos geradores que irão gerar as melhores receitas.

O *Reinforcement Learning* representa uma técnica em que os agentes do jogo tendem a aprender com a experiência passada. No caso estudado por (KRAUSE, ANDERSSON, et al., 2004) em cada iteração o agente gerador leva para a próxima o melhor resultado, ou seja, a ação (ou bid) que gerou a melhor receita. Para tanto, os autores utilizaram a ϵ -Greed policy, no qual consiste em selecionar a probabilidade de ocorrer a ação que obteve melhor resultado na iteração anterior com um valor $1-\epsilon$ e uma probabilidade de ϵ de ocorrer qualquer outra ação. O motivo de algumas vezes se escolher uma ação que não representa a melhor receita se baseia na tentativa de garantir que todas as ações foram testadas. Mesmo que o valor de ϵ seja uma constante, a função Receita varia em cada interação, constituindo uma função variante no tempo. De acordo com (KRAUSE, ANDERSSON, et al., 2004), em alguns casos é possível observar que a função se mantém praticamente constante após um número de iterações, representando um Equilíbrio de Nash.

O artigo cita que a técnica *Reinforcement Learning* possui a vantagem de não precisar das informações de estratégias dos outros agentes, precisando apenas de seus próprios resultados passados.

O artigo analisou dois casos: um com dois geradores sendo jogadores, podendo escolher seus bids, com o terceiro possuindo seu bid igual ao custo marginal e, além desse, outro caso com os três geradores sendo agentes no jogo. No primeiro caso foi encontrado um único Equilíbrio de Nash pela aplicação do método *Reinforcement Learning*. Entretanto, o segundo caso resultou em uma curva de *payoff* com aspecto caótico e dois pontos de Equilíbrio de Nash encontrados.

O artigo mostra-se interessante por apresentar a aplicação do método *Reinforcement Learning*, mas deve-se considerar que o estudo realizado no artigo se baseia em modelo rudimentar, não apresentando as características reais de sistemas de potência como aspectos de qualidade, cargas variáveis, etc., além de visualizar apenas dois agentes efetivamente competindo.

(FERRERO, RIVERA e SHAHIDEHPOUR, 1998) e (WANG e LO, 2016) também utilizam Teoria dos Jogos no despacho por ordem de mérito. Outras aplicações dos conceitos de Teoria dos Jogos incluem o caso de um sistema de resposta a demanda onde várias empresas estão em competição (MOTTALEB, ESHRAGHI, *et al.*, 2017) ou a análise onde um gerador de energia renovável compete com um gerador termoelétrico em um mercado *day-ahead* (ZEINALZADEH, AGUIAR, *et al.*, 2017).

5 “JOGO-MRE”

A aplicação do “Jogo-MRE” serve como suporte teórico para que sejam confirmadas hipóteses de classificação do processo de sazonalização de GF para fins do MRE em fundamentos de Teoria dos Jogos abordados pela literatura e atua como uma calculadora de simulação de um MRE simplificado composto por dois players, onde o conjunto de soluções a serem obtidas são exploradas de maneira discreta.

5.1 Classificação do “Jogo-MRE”

Nos preceitos da Teoria dos Jogos, um jogo é considerado completo quando todas as informações relevantes para tomada de decisão de um agente são conhecidas pelos demais, como *payoffs*, quem são os outros jogadores, quais estratégias são possíveis, quais informações que o oponente dispõe sobre os outros jogadores e o que ele sabe e os outros não. Em contrapartida, um jogo é incompleto quando algumas ou todas informações sobre os demais agentes são desconhecidas pelos jogadores, por exemplo, em uma competição por quantidade ou preço os jogadores podem não saber o custo do produto dos demais.

Existe também as definições de jogo perfeito ou imperfeito, em que um jogo perfeito se baseia no jogo onde todos os jogadores possuem o conhecimento das estratégias tomadas pelos demais em estados anteriores. Outra característica é se o jogo é cooperativo ou não cooperativo, sendo o cooperativo aquele em que os jogadores combinam estratégias ou fazem acordos.

Quando em um jogo, a soma das funções *payoff* para cada jogador e para cada estratégia é igual a zero, ou seja, quando $\sum_{i=1}^2 u_i(s) = 0$ para todo s , define-se que o jogo é de soma zero. Nesse jogo, o ganho de um jogador consiste em perda para o outro, sendo um jogo onde os jogadores são naturalmente oponentes. De acordo com (ABRANTES, 2004), os jogos de soma significativa com n jogadores podem reduzir-se a jogos de soma nula com $(n - 1)$ jogadores, através da introdução de um jogador fictício “testa de ferro”.

O processo de sazonalização de GF de UHE’s para fins do MRE pode ser considerado como um jogo incompleto devido aos agentes não possuírem todas as informações referentes aos demais, como por exemplo, cenarização de preço e geração, função *payoff*, qual o nível de

contratação em função do comprometimento com contratos de longo prazo, possíveis recompras de lastro no ambiente livre de contratação de energia e demais estratégias que podem ser adotadas como antecipação ou atraso do fluxo de caixa da empresa.

O processo também é descrito como imperfeito, dado que todos os agentes tomam sua decisão em um único estágio e de forma simultânea e não-cooperativa, pelo fato de, a princípio, não haver acordos ou coalizão entre os agentes e um jogo de soma constante, mas que pode ser reduzido a um jogo de soma zero, onde as ações realizadas por um agente influenciam o resultado dos demais.

5.2 Metodologia

O Modelo conceitual simplificado do MRE (“Jogo MRE”) permite encontrar o Equilíbrio de Nash entre as estratégias aplicadas por agentes no processo de sazonalização de suas GFs para fins do MRE. Para efeito de simplificação e investigação dos comportamentos individuais, a metodologia foi desenvolvida para aplicação entre dois agentes, embora permita aprimoramentos e inserção de novos agentes.

Com o objetivo de analisar a melhor estratégia a ser aplicada para fins do MRE o ferramental considera a existência de contratos de venda de longo prazo firmados pelos agentes com o mercado e analisa o risco associado através da aplicação da métrica CV@R. Para mais detalhes ver (CAMARGO, 2015).

O modelo utiliza como dados de entrada os valores de GF, portfólio de contratos e estratégia de sazonalização de GF para fins do MRE adotada pelos agentes individualmente, como também os cenários de preço e geração obtidos pelo NEWAVE³.

³ NEWAVE é o modelo oficial de simulação energética do SIN, baseado em algoritmo de programação dinâmica dual estocástica, utilizado pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) no planejamento da operação do SIN e pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) para a formação de preços no MCP, o PLD.

De posse dos dados de entrada, o modelo calcula a Receita Fixa do agente, constituída pela receita advinda através do estabelecimento de contratos de venda de longo prazo, e a Receita Variável, representada pelo retorno obtido na liquidação no mercado spot.

Ao final, o modelo obtém como saída a Receita Total determinada pela soma entre a Receita Variável e a Receita Fixa, o risco associado (representado pela métrica CV@R) e a Função Convexa entre a Receita Esperada e o CV@R. A Figura 6 resume as entradas e saídas existentes do modelo.

Figura 6 - Dados de entrada e saídas do modelo “Jogo-MRE”

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

5.2.1 Equacionamento

O arcabouço matemático aplicado no “Jogo-MRE” se constitui em uma série de equações matemáticas relacionadas entre si. A Figura 7 ilustra o equacionamento de forma resumida.

Figura 7 - Equacionamento do modelo "Jogo-MRE"

Fonte: (LEONEL, BALAN, et al., 2019).

No primeiro passo é calculada a receita obtida no mercado spot⁴ ($R_{i,m,s}^{Spot}$), em R\$, para cada agente i , cenário s e mês m , conforme especificado na equação (5):

$$R_{i,m,s}^{Spot} = (E_{i,m,s}^{MRE} - E_{i,m}^{CV}) \cdot \pi_{m,s} \cdot h_m \quad (5)$$

Onde:

$$E_{i,m,s}^{MRE} = \left(\frac{(GF_i \cdot f_{i,m}^{sazo_mre})}{(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre})} \right) \cdot \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} \quad (6)$$

$$f_{m,s}^{MRE} = \frac{G_{m,s}^{MRE}}{GF_m^{MRE}} \approx \frac{GHTOT_{m,s}}{GF^{NEWAVE}} \quad (7)$$

$$E_{i,m}^{CV} = GF_i \cdot f_{i,m}^{sazo_cv} \quad (8)$$

⁴ No intuito de tornar a formulação mais robusta foram aplicadas aproximações na formulação, como utilizar os valores de PLD e GSF médio mensais e considerar todos os agentes pertencentes ao mesmo submercado, enquanto que nas regras de comercialização deve-se realizar a contabilização em base horária e para cada submercado, sendo integralizada por patamar de carga, semana e submercado.

$R_{i,m,s}^{Spot}$: receita spot do agente i , no mês m e cenário s	[R\$]
$E_{i,m,s}^{MRE}$: energia alocada do MRE para o agente i , no mês m e cenário s	[MWm]
$E_{i,m}^{CV}$: energia comercializada através de contratos de venda do agente i no mês m	[MWm]
$\pi_{m,s}$: PLD no mês m e cenário s . Obtido no deck do NEWAVE	[R\$/MWh]
h_m : número de horas do mês m	[h]
GF_i : garantia física (GF) do agente i	[MWm]
$f_{i,m}^{sazo_mre}$: fator de sazonalização para fins do MRE do agente i no mês m	[%]
$f_{i,m}^{sazo_cv}$: fator de sazonalização de contratos de venda do agente i no mês m	[%]
$f_{m,s}^{MRE}$: fator ajuste do MRE que representa a energia gerada pelos agentes pertencentes ao MRE no mês m e cenário s	[p.u.]
$G_{m,s}^{MRE}$: energia gerada pelos agentes pertencentes ao MRE no mês m e cenário s	[MWm]
GF_m^{MRE} : GF total das UHE's pertencentes ao MRE no mês m	[MWm]
$GHTOT_{m,s}$: geração hídrica do sistema no mês m e cenário s . Obtida no deck do Newave	[MWm]
GF^{NEWAVE} : GF do sistema. Obtida no deck do NEWAVE	[MWm]

No segundo passo, calcula-se a receita obtida pelo agente i oriunda dos contratos de venda de longo prazo ($R_{i,m}^{CV}$), conforme equação (9):

$$R_{i,m}^{CV} = E_{i,m}^{CV} \cdot P_i^{CV} \cdot h_m \quad (9)$$

Onde:

$R_{i,m}^{CV}$: receita oriunda de contratos de venda de longo prazo do agente i no mês m [R\$]

P_i^{CV} : preço do contrato de venda de energia do agente i [R\$/MWh]

Por fim, calcula-se a receita total do agente i ($R_{i,s}^{Total}$) pelo somatório da receita *spot* com a receita obtida através dos contratos de venda de energia, sendo $\bar{R}_i^{Total}$ a média dos resultados totais de todos os cenários, conforme equações (10) e (11).

$$\bar{R}_i^{Total} = \frac{\sum_{s=1}^{2000} R_{i,s}^{Total}}{2000} \quad (10)$$

$$R_{i,s}^{Total} = \sum_{m=1}^{12} (R_{i,m,s}^{Spot} + R_{i,m}^{CV}) \quad (11)$$

Onde:

$R_{i,s}^{Total}$: receita total obtida ao longo do ano pelo agente i no cenário s [R\$]

$\bar{R}_i^{Total}$: média dos resultados totais de receita esperada de todos os 2000 cenários obtidos do NEWAVE [R\$]

Analisando a formulação, é possível observar que caso os agentes pratiquem a mesma estratégia de sazonalização de GF para fins do MRE, ou seja, utilizem o mesmo fator de sazonalização de GF para fins do MRE ($f_{sazomre}^{i,m}$), o mesmo valor de GF e o mesmos portfólios de contratos, o resultado financeiro de todos os agentes seriam iguais. Também pode-se notar que a estratégia escolhida por cada agente influencia no resultado dos demais devido ao cálculo do valor da energia do MRE e consequentemente, da receita spot, que leva em consideração a estratégia adotada pelos demais agentes representadas pelo fator de sazonalização de GF para fins do MRE ($f_{k,m}^{sazomre}$), onde k representa cada agente pertencente ao MRE.

5.2.2 CV@R

O modelo de simulação do MRE desenvolvido nessa dissertação considera o risco associado da aplicação das estratégias de sazonalização de GF para fins do MRE através da utilização da métrica CV@R. O CV@R é definido como a média dos retornos da carteira contidos no $(1 - \alpha\%)$ -quantil da distribuição dos resultados, enquanto a métrica de risco V@R pode ser definida como o valor que, para um dado $\alpha \in (0,1)$, é igual ao maior valor η que garante que a probabilidade de se obter um resultado menor que η é menor que $1 - \alpha$. Isto é, o V@R (α, x) é o $(1-\alpha)$ -quantil da distribuição dos resultados (PFLUG e RÖMISCH, 2007). A formulação para o cômputo do CV@R, utilizada para variáveis contínuas, é representada pelas equações (12) e (13).

$$CVaR = \frac{1}{1 - c} \int_{-\infty}^{VaR} x \cdot p(x) dx \quad (12)$$

$$x = R_{i,s}^{Total} \quad (13)$$

Onde $p(x)dx$ é a probabilidade de se obter o valor x , sendo x a receita total do agente i no cenário s e c é o número de cenários dentro do quantil.

De acordo com (ROCKFELLAR e URYASEV, 2000) a vantagem da utilização do CV@R em relação ao V@R reside em indicar o potencial de perdas que excedem o valor do V@R (valor médio das perdas que excedem o V@R). Por consequência, sua aplicação permite a obtenção de uma carteira menos exposta do que a obtida utilizando o V@R.

5.2.3 Função Convexa entre Receita Esperada e CV@R

Uma forma de se analisar o retorno de um investimento considerando o risco associado é avaliar o resultado da operação com base na função convexa entre a receita esperada e a métrica de risco CV@R, ponderada por um parâmetro, rho (ρ), que representa a aversão ao risco do agente (CAMARGO, 2015).

Na aplicação do modelo simplificado do MRE, o resultado da operação é definido pela expressão (14), no qual representa a função convexa entre a média dos resultados totais de receita esperada e o CV@R ($f(\rho)_i$), ponderado pelo parâmetro de aversão ao risco, rho.

$$f(\rho)_i = (1 - \rho) \cdot \bar{R}_i^{Total} + \rho \cdot CVaR_i \quad (14)$$

Onde:

$f(\rho)_i$: função convexa entre a média dos resultados totais de receita esperada e o CV@R em função do rho [R\$]

ρ : parâmetro (rho) que representa o nível de aversão ao risco do agente [%]

$CVaR_i$: risco associado do agente i [R\$]

Para rho igual a 0%, o agente toma sua decisão com base na média dos resultados de receita esperada. No extremo oposto, de rho igual a 100%, a decisão é tomada considerando apenas o risco. A variação entre os extremos representa o quanto o agente é mais conservador (mais avesso ao risco) ou mais arrojado (mais indiferente ou neutro ao risco).

5.2.4 Jogo de Soma Constante

A equação (11) mostra que a receita total ($R_{i,s}^{Total}$) de um jogador i pertencente ao “Jogo-MRE” corresponde na soma entre a receita spot ($R_{i,m,s}^{Spot}$) e a receita advinda de contratos de longo prazo ($R_{i,m}^{CV}$). Analisando a soma das receitas individuais dos jogadores, pode-se escrever a equação (15):

$$\sum_{i=1}^n R_{i,s}^{Total} = \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^{12} (R_{i,m,s}^{Spot} + R_{i,m}^{CV}) \quad (15)$$

Porém, apenas a receita spot varia de acordo com cada estratégia aplicada pelos jogadores, onde, utilizando a equação (5) pode ser escrita a equação (16) que mostra a soma da receita spot dos jogadores.

$$\sum_{i=1}^n R_{i,m,s}^{Spot} = \left(\sum_{i=1}^n E_{i,m,s}^{MRE} - \sum_{i=1}^n E_{i,m}^{CV} \right) \cdot \pi_{m,s} \cdot h_m \quad (16)$$

Na equação (16) pode ser observado que apenas a parcela $(\sum_{i=1}^n E_{i,m,s}^{MRE})$ varia de acordo com as estratégias adotadas pelos jogadores, sendo as outras variáveis constantes. Assim, utilizando a equação (6) pode ser escrita a equação (17):

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n E_{i,m,s}^{MRE} &= \left(\frac{(GF_1 \cdot f_{1,m}^{sazo_mre})}{(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre})} \right) \cdot \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} \\ &+ \left(\frac{(GF_2 \cdot f_{2,m}^{sazo_mre})}{(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre})} \right) \cdot \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} + \dots \\ &+ \left(\frac{(GF_n \cdot f_{n,m}^{sazo_mre})}{(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre})} \right) \cdot \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} \end{aligned} \quad (17)$$

Aplicando propriedade associativa, a equação (17) pode ser reescrita conforme (18):

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n E_{i,m,s}^{MRE} &= (GF_1 \cdot f_{1,m}^{sazo_mre} + GF_2 \cdot f_{2,m}^{sazo_mre} + \dots + GF_n \cdot f_{n,m}^{sazo_mre}) \\ &\cdot \left(\frac{\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE}}{\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre}} \right) \end{aligned} \quad (18)$$

Como a primeira parcela da equação (18) pode ser reescrita conforme equação (19), a equação (18) pode ser reduzida como mostrado na equação (20):

$$GF_1 \cdot f_{1,m}^{sazo_mre} + GF_2 \cdot f_{2,m}^{sazo_mre} + \dots + GF_n \cdot f_{n,m}^{sazo_mre} = \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{k,m}^{sazo_mre} \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^n E_{i,m,s}^{MRE} = \sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} \quad (20)$$

Aplicando a equação (20) nas equações (15) e (16), a soma da receita spot e a soma da receita total dos jogadores podem ser reescritas conforme equações (21) e (22):

$$\sum_{i=1}^n R_{i,m,s}^{Spot} = \left(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} - \sum_{i=1}^n E_{i,m}^{CV} \right) \cdot \pi_{m,s} \cdot h_m \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^n R_{i,s}^{Total} = \sum_{m=1}^{12} \left[\left(\sum_{k=1}^n GF_k \cdot f_{m,s}^{MRE} - \sum_{i=1}^n E_{i,m}^{CV} \right) \cdot \pi_{m,s} \cdot h_m + \sum_{k=1}^n R_{i,m}^{CV} \right] \quad (22)$$

Como todas as parcelas mostradas na equação (22) correspondem a valores independentes das estratégias aplicadas pelos jogadores, tem-se que a soma dos resultados individuais dos jogadores para cada perfil de estratégias puras (s_i, s_{-i}) constitui em um valor constante, podendo caracterizar o “Jogo-MRE” como um jogo de soma constante.

De acordo (BARRON, 2013), versando sobre os aspectos de Teoria dos Jogos, um jogo de soma constante pode ser analisado como um jogo de soma zero, pois o *payoff* de um jogador (u_i) sempre será igual a um valor constante C subtraído do resultado dos demais jogadores (u_{-i}).

5.3 Simulações

As simulações apresentadas nesse capítulo foram desenvolvidas com o suporte da metodologia do “Jogo-MRE”. Procura-se encontrar o Equilíbrio de Nash em diferentes situações de cenarização de preço e geração e características dos agentes.

5.3.1 Caso 1

O estudo de caso 1 possui o objetivo de analisar o modelo para dois agentes com o mesmo valor de GF. Busca-se verificar se existe ou não o Equilíbrio de Nash para os resultados de média dos resultados totais de receita esperada, CV@R e função convexa entre média dos resultados totais de receita esperada e CV@R. Além disso, é avaliado se o ponto encontrado como Equilíbrio de Nash constitui-se no ponto de melhor resultado entre risco x retorno.

Como premissa, considerado-se que o MRE é composto por apenas dois agentes (AG1 e AG2) com GFs de 1.000 MWm. Por simplificação, foi considerado que os agentes não possuem nenhum contrato de venda de longo prazo.

As possíveis estratégias para fins do MRE de cada agente correspondem a maiores alocações nos períodos úmido, seco, ou sazonalizar a GF de forma flat, como é mostrado na Figura 8.

Figura 8 - Estratégias sazonalização de GF para fins do MRE aplicadas no “Jogo-MRE”

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Como cenarização de PLD e geração do MRE, utiliza-se os valores obtidos para a projeção do ano de 2018, processado com base no deck de novembro de 2017, considerando os 2000 cenários (CCEE/ONS). A Figura 9 ilustra os valores médio, P05 e P95 do PLD utilizado na simulação.

Inicialmente analisa-se como *payoff* de cada agente somente a média dos resultados totais de receita esperada (agente indiferente ao risco), equação (10) da seção 4.2.1 dessa dissertação. A

Tabela 7 apresenta a matriz *payoff* obtida no caso estudado considerando os nove perfis de estratégias representados pelas combinações das estratégias úmido, flat ou seco de cada agente.

Examinando os resultados mostrados na

Tabela 7, pode-se observar que caso os dois agentes seguissem a mesma estratégia, ou seja, para os perfis de estratégias (úmido, úmido), (flat, flat), (seco, seco), os resultados obtidos de receita esperada seriam os mesmos para os dois agentes (1,005; 1,005). Isso está de acordo

com a formulação, tendo o fator $f_{sazo_mre}^{i,m}$ igual para os dois agentes e, nesse caso estudado, o mesmo valor de GF para os agentes.

Figura 9 - PLD 2018

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Tabela 7 - Matriz *payoff* caso 1 - receita esperada. [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Úmido	(1.005 ; 1.005)	(1.014 ; 0.996)	(1.052 ; 0.958)
Flat	(0.996 ; 1.014)	(1.005 ; 1.005)	(1.044 ; 0.966)
Seco	(0.958 ; 1.052)	(0.966 ; 1.044)	(1.005 ; 1.005)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Aplicando o método DEI na matriz, pode-se verificar que as estratégias flat e seco do AG 1 são estritamente dominadas pela estratégia úmido, eliminando-se no processo as linhas 2 e 3 da matriz. A Tabela 8 mostra a matriz resultante após as eliminações das estratégias ‘dominadas’.

Verificando os resultados apresentados na Tabela 8 pode-se notar que as estratégias flat e seco do agente AG 2 são estritamente dominadas pela estratégia úmido, eliminando assim as colunas 2 e 3 da matriz. A Tabela 9 apresenta a matriz resultante após eliminações.

Tabela 8 - Matriz *payoff* caso 1 - receita esperada (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Úmido	(1.005 ; 1.005)	(1.014 ; 0.996)	(1.052 ; 0.958)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Tabela 9 - Matriz *payoff* caso 1 - receita esperada (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido
Úmido	(1.005 ; 1.005)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Como pode ser observado na Tabela 9, o único perfil de estratégias resultante após as eliminações é o perfil (úmido, úmido), constituindo no único Equilíbrio de Nash do jogo. Trata-se de um equilíbrio de estratégias dominantes, pois independentemente da decisão que o outro irá adotar, o equilíbrio se dá pela escolha da estratégia do perfil úmido. Curiosamente, a solução encontrada não deixa de também ser uma estratégia eficiente de Pareto.

Em uma segunda análise, considera-se como *payoff* dos agentes somente o CV@R com nível de confiança de 5%, conforme equações (10) e (11) mostradas na seção 4.2.2 dessa dissertação, ou seja, analisa-se o caso para dois agentes totalmente avessos ao risco. A Tabela 10 apresenta os resultados de *payoff* obtidos.

Aplicando o método DEI na matriz apresentada na Tabela 10 é possível verificar que as estratégias perfil úmido e seco do AG1 são estritamente dominadas pela estratégia flat, permitindo eliminar as linhas 1 e 3 da matriz. A Tabela 11 apresenta a matriz resultante após as eliminações.

Tabela 10 - Matriz *payoff* caso 1 - CV@R. [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Úmido	(0.2841 ; 0.2841)	(0.2839 ; 0.2842)	(0.2905 ; 0.2775)
Flat	(0.2842 ; 0.2839)	(0.2841 ; 0.2841)	(0.2910 ; 0.2771)
Seco	(0.2775 ; 0.2905)	(0.2771 ; 0.2910)	(0.2841 ; 0.2841)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Tabela 11 - Matriz *payoff* caso 1 - CV@R (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Flat	(0.2842 ; 0.2839)	(0.2841 ; 0.2841)	(0.2910 ; 0.2771)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Examinado os resultados apresentados na matriz reduzida (Tabela 11) pode-se verificar que as estratégias perfil úmido e seco do agente AG 2 são estritamente dominadas pela estratégia flat, eliminando assim as colunas 1 e 3 da matriz. A

Tabela 12 apresenta a matriz resultante após eliminações.

Tabela 12 – Matriz *payoff* caso 1 – CV@R (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Flat
Flat	(0.2841 ; 0.2841)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Observando o resultado mostrado na

Tabela 12 pode-se notar que o único perfil de estratégias obtido após as eliminações é o perfil (flat, flat), constituindo no único Equilíbrio de Nash do jogo, que também é um equilíbrio de estratégias dominantes.

A última análise realizada no Caso 1 consiste em considerar como *payoff* dos agentes a função convexa entre a média dos resultados totais de receita esperada e o CV@R, equação (14) da seção 4.2.3 dessa dissertação, para $\rho = 50\%$. Isto é, o caso em que os agentes não são nem totalmente avessos, nem totalmente neutros ao risco, mas a média entre os extremos. A Tabela 13 mostra os resultados obtidos.

Tabela 13 – Matriz *payoff* caso 1 – função convexa entre média dos resultados totais e CV@R. [R\$*Bilhões].
Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Úmido	(0.6444 ; 0.6444)	(0.6489 ; 0.6400)	(0.6711 ; 0.6177)
Flat	(0.6400 ; 0.6489)	(0.6444 ; 0.6444)	(0.6675 ; 0.6214)
Seco	(0.6177 ; 0.6711)	(0.6214 ; 0.6675)	(0.6444 ; 0.6444)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Verificando a aplicação do método DEI mostrados na Tabela 13, Tabela 14 e na Tabela 15 é possível notar que a aplicação do método DEI resulta no perfil de estratégias (úmido, úmido) como o único Equilíbrio de Nash em estratégias puras para a matriz *payoff* quando examinado a função convexa entre média dos resultados totais e o CV@R como *payoff* dos agentes. O resultado obtido é também um equilíbrio de estratégias dominantes e Pareto eficiente.

Tabela 14 – Matriz *payoff* caso 1 – função Convexa entre média dos resultados totais e CV@R (após 1ª e 2ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido	Flat	Seco
Úmido	(0.6444 ; 0.6444)	(0.6489 ; 0.6400)	(0.6711 ; 0.6177)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Tabela 15 – Matriz *payoff* caso 1 – função convexa entre média dos resultados totais e CV@R (após 3ª e 4ª eliminações). [R\$*bilhões]. Perfil: úmido, flat e seco.

AG1 ; AG2	Úmido
Úmido	(0.6444 ; 0.6444)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Realizando uma análise de risco x retorno dos agentes é possível observar que para o conjunto (dois agentes) a adoção das mesmas estratégias pelos agentes leva ao resultado global de menor risco. Entretanto, se avaliarmos os pares de estratégias possíveis de serem adotados pelos agentes envolvidos, observamos que para o AG1 o melhor resultado (risco x retorno) será na estratégia conjunta (úmido, seco), isto é, quando ele opta pela estratégia úmido e o AG2 na estratégia seco. E para o AG2, o melhor resultado é quando o AG1 opta pela estratégia seco e ele a úmido. Quando analisamos a receita esperada, é possível verificar que o perfil de estratégias (úmido, seco) e (seco, úmido) trazem os maiores valores de receita esperada para o conjunto dos dois agentes.

5.3.4 Caso 2

O estudo de caso 2 tem como objetivo analisar o modelo para dois agentes de diferentes valores GF. Procura-se verificar se existe ou não o Equilíbrio de Nash para os resultados de Média da Receita Total, CV@R e função convexa entre Média da Receita Total e CV@R.

Como premissa, considera-se que o MRE é composto por apenas dois agentes com GFs de 1000 MWm e 1700 MWm. Para os dados de PLD e geração do MRE, utiliza-se os valores obtidos para as projeções dos anos de 2014 a 2018, processados com base no deck do NEWAVE do mês de dezembro do ano anterior, disponível em (CCEE/ONS), considerando os 2000 cenários. As possíveis estratégias para fins do MRE de cada agente correspondem a maiores alocações nos períodos úmido, seco, ou sazonalizar a GF de forma flat, como mostrado na Figura 8.

Pela aplicação do método DEI foi possível encontrar o Equilíbrio de Nash em estratégias puras para algumas matrizes *payoff* e em outras não.

A Tabela 16 resume os resultados obtidos em cada ano de projeção. Verifica-se que das quinze matrizes *payoff* obtidas foi possível encontrar o Equilíbrio de Nash, através do método DEI, em cinco combinações. Vale ressaltar que todos os Equilíbrios de Nash encontrados nas matrizes correspondem ao perfil de estratégias (úmido, úmido).

Tabela 16 - Equilíbrio de Nash encontrados pelo método DEI - caso 2.

PLD utilizado	Receita Esperada	CV@R	Função Convexa
2014	NE	(úmido, úmido)	NE
2015	NE	(úmido, úmido)	(úmido, úmido)
2016	NE	NE	NE
2017	NE	NE	NE
2018	(úmido, úmido)	NE	(úmido, úmido)

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

A Figura 10 apresenta a comparação entre os valores médios de PLD utilizados nas simulações e a alocação mensal do perfil de estratégia (úmido).

Analisando os resultados obtidos na Tabela 16 em conjunto com a Figura 10 verifica-se que os pontos de Equilíbrios de Nash possuem forte relação com o PLD. No único perfil de estratégias encontrado como Equilíbrio de Nash (perfil úmido), tem-se os maiores valores de alocações nos meses de janeiro a abril e dezembro, onde também são encontrados os maiores valores médios de PLD para os anos de 2015, 2017 e 2018. Pode-se observar ainda que os anos de 2016 e 2017, onde não são encontrados valores médios de PLD maiores no período úmido, foram os únicos anos a não obter Equilíbrio de Nash pela aplicação do método DEI.

Importante ressaltar que apesar dos resultados obtidos de estratégias dominantes no período úmido estarem de acordo com as previsões de PLD NEWAVE utilizadas nas análises, parece contraditório quando analisado do ponto de vista do PLD realizado, como para o ano de 2018 mostrado na Figura 11, onde a estratégia dominante estaria relacionada com as maiores alocações de GF no período seco.

Figura 10 - Valores de PLD médio utilizados nas simulações x estratégia úmido - caso 2

Fonte: (LEONEL, BALAN, *et al.*, 2019).

Figura 11 - PLD Realizado 2018

Fonte: Elaborado pela autora com dados obtidos de (CCEE, 2020b).

5.4 Conclusões do Capítulo

Examinado os resultados obtidos nos estudos, conclui-se que as investigações realizadas por meio de modelo especializado de simulação do Jogo MRE contribuem para uma maior familiaridade com as metodologias aplicadas na Teoria dos Jogos, em particular, em relação ao Equilíbrio de Nash e Estratégias Dominantes.

Em complemento, permitem estudar os raciais que envolvem a adoção da estratégia de sazonalização da GF dos agentes, contribuindo para melhor entendimento geral sobre as estratégias e suas implicações, tanto no retorno, quanto no risco.

Há limitações na aplicação desta metodologia quando se trata de resultados quantitativos, pois diferenças numéricas pequenas podem levar o decisor a excluir uma estratégia considerada “não-dominante”, enquanto que, na verdade, esta estratégia não é dominante por uma diferença que na prática é irrelevante ao resultado global.

Uma alternativa para encontrar a solução em problemas onde não há Equilíbrio de Nash para estratégias puras é escolher um perfil de estratégias baseado na distribuição de probabilidade de suas estratégias puras, chamada “Estratégias Mistas”.

Considerando-se que a metodologia aplicada, embora apresente resultados interessantes, possui um viés simplificado, evidencia-se a possibilidade de aumentar sua complexidade em duas formas: diversificando o número de estratégias analisadas ou aumentando o número de jogadores.

Diversificar o número de estratégias analisadas para ambos os agentes é benéfico para aproximar o problema apresentado da prática vivenciada pelos agentes. Esta diversificação pode tanto envolver uma análise mais refinada dos próprios agentes quanto incorporar técnicas estatísticas de cenarização, como a de clusterização. Em complemento, observa-se que o aumento no número de jogadores não resultaria em benefícios para a análise, uma vez que na prática um agente representando globalmente o MRE retrataria o impacto no resultado do agente a ser sazonalizado.

Outro ponto de atenção reside na identificação de quais critérios influenciam no momento de tomada de decisão dos agentes, por exemplo, os critérios de projeções de preço e geração advindos do NEWAVE, projeções apresentadas pela CCEE ou o Perfil de Carga das Distribuidoras. Também se mostra interessante analisar a possibilidade de aplicação de Estratégias Mistas e resoluções por *Reinforcement Learning*, bem como introduzir novos condicionantes, como o nível de contratação dos agentes.

6 SIMULADOR PARA IDENTIFICAÇÃO DE PERFIL DE AGENTE

Os agentes pertencentes ao MRE estão sujeitos a incertezas relacionadas ao PLD, geração hidroelétrica e estratégia de sazonalização dos demais agentes que podem ocasionar exposições indesejáveis a serem liquidadas no MCP, de modo que, no momento de tomada de decisão da estratégia a ser adotada no processo de sazonalização de GF, algumas variáveis podem ser utilizadas em diferentes ponderações por cada agente.

Esse capítulo possui o objetivo de apresentar um modelo conceitual simplificado de simulação dos Agentes do MRE (Simulador Perfil Agentes), desenvolvido para estudar o comportamento dos agentes em suas tomadas de decisões com o objetivo de identificar quais critérios mais influenciam na escolha adotada por “Player” individualmente considerado.

6.1 Metodologia

Conforme se pode observar no equacionamento mostrado na seção 5.2.1 dessa dissertação, a contabilização no MCP dos agentes pertencentes ao MRE está diretamente relacionada com variáveis como PLD, GSF e inversamente proporcional às estratégias de sazonalização aplicadas pelos demais agentes (equações (5), (6) e (10)). O Simulador Perfil Agentes visa identificar quais critérios ou informações são considerados, por “Player” individual, no momento de tomada de decisão do processo de sazonalização de GF para fins do MRE. A Figura 12 apresenta a metodologia de forma resumida.

No primeiro passo do processo, otimiza-se o fator de sazonalização para um agente unitário (GF: 1 MWm) considerando cada critério analisado. Nessa etapa, leva-se em consideração os valores máximo e mínimo de sazonalização realizada pelo agente como limites dos fatores de sazonalização a serem otimizados.

Na segunda etapa, utilizando os dados de sazonalização realizada pelo agente, aplica-se minimização da soma dos erros quadráticos entre a sazonalização realizada pelo agente e a função utilidade que representa o peso de cada critério na decisão do agente, no intuito de encontrar quais critérios mais se relacionam com a decisão de sazonalização adotada pelo agente.

Figura 12 - Modelo simulador perfil agentes

Fonte: Elaborado pela autora.

No estabelecimento de quais critérios seriam analisados, foram levadas em consideração as possíveis informações presentes no mercado no momento da tomada de decisão para cada um dos anos analisados. A Tabela 17 mostra os critérios que descrevem o comportamento dos agentes aplicados na metodologia e a fonte onde os dados que representam cada critério foram obtidos.

O perfil Flat consiste em considerar a sazonalização igual a 100% em todos os meses do ano. O critério Simples Distribuidoras corresponde a uma opção dos agentes onde é possível realizar a sazonalização igual à média da sazonalização realizada pelas distribuidoras (informação fornecida pela EPE), sendo considerado o perfil de sazonalização “default” do MRE. Os critérios Margem PLD NEWAVE e Risco PLD NEWAVE consideram as projeções de PLD obtidas do deck do NEWAVE sob o ponto de vista do retorno esperado (Margem PLD NEWAVE) ou sob a ótica do risco associado (Risco PLD NEWAVE), sendo a mesma lógica aplicada aos critérios Margem PLD x GSF NEWAVE e Risco PLD x GSF NEWAVE, com a adição da consideração da projeção do GSF NEWAVE em conjunto com a projeção do PLD NEWAVE.

Tabela 17 - Critérios utilizados simulador perfil agentes.

Critério	Fonte
Flat	-
Simples Distribuidoras	EPE
Margem PLD NEWAVE	NEWAVE
Risco PLD NEWAVE	NEWAVE
Margem PLD x GSF NEWAVE	NEWAVE
Risco PLD x GSF NEWAVE	NEWAVE
GSF NEWAVE	NEWAVE
PLD InfoPLD	InfoPLD CCEE
GSF InfoPLD	InfoPLD CCEE
PLD x GSF InfoPLD	InfoPLD CCEE

Fonte: Elaborado pela autora.

Para o critério GSF NEWAVE considera-se apenas a projeção do GSF vinda das saídas do NEWAVE. Os demais critérios consideram apenas a projeção do PLD (PLD InfoPLD) ou do GSF (GSF InfoPLD) ou o conjunto dos dois (PLD x GSF InfoPLD) utilizando a projeção determinística apresentada no relatório InfoPLD CCEE.

A seguir apresenta-se a descrição matemática do modelo, composta por índices, variáveis de decisão, parâmetros e funções objetivo utilizada para o cálculo do fator de sazonalização que melhor representa cada critério analisado considerando um Agente Unitário (passo 1 modelo):

Índices:

s : cenário pertencente ao conjunto Ω (NEWAVE ou InfoPLD)

i : critério analisado pertencente ao conjunto I

t : mês do horizonte de análise T

Variável de decisão:

$f_{i,t}$: Fator de sazonalização otimizado para mês t e critério i [%]

Variáveis auxiliares para Cômputo do CVaR:

A_i : Variável auxiliar que representa o V@R para critério i [R\$]

$a_{i,s}$: Variável auxiliar para cômputo do CV@R considerando cenário s e critério i [R\$]

Parâmetros Principais:

Lim_{max} e Lim_{min} : Limites de sazonalização mensal aplicado [%]

h_t : número de horas do mês t

$R_{i,s}$: Receita Anual considerando cenário s e critério i [R\$]

$\pi_{s,t}$: PLD no mês t e cenário s , obtido no deck do NEWAVE ou do InfoPLD CCEE [R\$/MWh]

ρ : Parâmetro (rho) que representa o nível de aversão ao risco do agente [%]

α : Nível de confiança para cômputo do CV@R [%]

p_s : Probabilidade de ocorrência do cenário s [%]

$f_{s,t}^{MRE}$: Fator Ajuste MRE que representa a energia gerada pelos agentes pertencentes ao MRE no mês m e cenário s [%]

$G_{s,t}^{MRE}$: Energia gerada pelos agentes pertencentes ao MRE no mês t e cenário s [MWm]

GF_t^{MRE} : Garantia física total das UHE's pertencentes ao MRE no mês t [MWm]

$GHTOT_{s,t}$: Geração hídrica do sistema no mês t e cenário s . Obtida no deck do NEWAVE [MWm]

GF^{NEWAVE} : Garantia física do sistema. Obtida no deck do NEWAVE. [MWm]

Para os critérios Margem PLD NEWAVE, Risco PLD NEWAVE, Margem PLD x GSF NEWAVE, Risco PLD x GSF NEWAVE, PLD x GSF InfoPLD e PLD InfoPLD o modelo é calculado pelas equações (23) a (28):

Função Objetivo:

$$\max(1 - \rho) \cdot \sum_{s \in \Omega} p_s \cdot R_{i,s} + \rho \cdot \left(A_i - \frac{1}{\alpha} \cdot \sum_{s \in \Omega} p_s \cdot a_{i,s} \right) \quad (23)$$

$$R_{i,s} = \sum_{t \in T} f_{i,t} \cdot f_{s,t}^{MRE} \cdot \pi_{s,t} \cdot h_t \quad (24)$$

Restrições variável de decisão:

$$Lim_{min} \leq f_{i,t} \leq Lim_{max} \quad (25)$$

$$\sum_{t \in T} f_{i,t} \cdot h_t = \sum_{t \in T} h_t \quad (26)$$

Restrições para Cômputo do CV@R:

$$a_{i,s} \geq A_i - R_{i,s} \quad (27)$$

$$a_{i,s} \geq 0 \quad (28)$$

E são adotadas as seguintes premissas:

$$\alpha = 5\%$$

$$f_{s,t}^{MRE} = \frac{G_{m,s}^{MRE}}{GF_m^{MRE}} \approx \frac{GHTOT_{m,s}}{GF^{NEWAVE}} \text{ para estratégias Margem PLD x GSF NEWAVE, Risco PLD x GSF NEWAVE e PLD x GSF InfoPLD}$$

$$f_{s,t}^{MRE} = 100\% \text{ para estratégias Margem PLD NEWAVE, Risco PLD NEWAVE e PLD InfoPLD}$$

$$\rho = 100\% \text{ para critérios Risco PLD NEWAVE e Risco PLD x GSF NEWAVE}$$

$$\rho = 0\% \text{ para critério Margem PLD NEWAVE, Margem PLD x GSF NEWAVE, PLD x GSF InfoPLD e PLD InfoPLD}$$

Para os critérios GSF NEWAVE e GSF InfoPLD buscam ajustar um Fator de Sazonalização onde sua multiplicação pelo Fator de Ajute do MRE ($f_{s,t}^{MRE} \cdot f_{i,t}$) seja mais “flat” possível. O modelo então aplica a função objetivo e as restrições mostradas nas equações (29) a (32).

Função Objetivo:

$$\max \sum_{s \in \Omega} \sum_{t \in T} |f_{s,t}^{MRE} \cdot f_{i,t} - f_{s,t}^{MRE}| \quad (29)$$

Restrições variável de decisão:

$$Lim_{min} \leq f_{i,t} \leq Lim_{max} \quad (30)$$

$$\sum_{t \in T} f_{i,t} \cdot h_t = \sum_{t \in T} h_t \quad (31)$$

Após encontrado os valores mensais de sazonalização que melhor representam cada critério ($f_{i,t}$), considerando os limites máximo e mínimo de sazonalização do agente, aplica-se o segundo passo onde procura-se encontrar quais dos critérios mais se relacionam com o perfil de sazonalização adotado pelo agente no ano analisado. Para tanto, aplica-se minimização da soma dos erros quadráticos entre o perfil de sazonalização realizada pelo agente (SR_t) e a função utilidade (U_t) que descreve o peso de cada critério na decisão de sazonalização do agente, conforme o modelo matemático descrito pelas equações (32) a (35) :

Índice:

i : critério analisado

Variável de decisão:

k_i : constante que relaciona a sazonalização realizada pelo agente com o critério i

Parâmetros Principais:

SR_t : sazonalização realizada pelo agente no mês t

U_t : função utilidade que representa o peso de cada critério na decisão de sazonalização do agente

Função Objetivo:

$$\min \sum_{t \in T} (SR_t - U_t)^2 \quad (32)$$

Onde:

$$U_t = \sum_{i \in I} f_{i,t} \cdot k_i \quad (33)$$

Restrições:

$$0 \leq k_i \leq 1 \quad (34)$$

$$\sum_{i \in I} k_i = 1 \quad (35)$$

6.2 Análises

Nas análises realizadas procurou-se encontrar quais critérios foram mais utilizados para os agentes com dados de Parcela da Usina de GF de valor maior ou igual a 500 MWm em 2017 (“Grandes Players”)⁵ nos processos de sazonalização de GF para fins do MRE dos anos de 2014 a 2017.

Os dados de projeção de PLD e GSF NEWAVE foram obtidos considerando o deck de dezembro do ano anterior ao analisado. A Figura 13 mostra as curvas dos valores médio, P95 e P05 das projeções de PLD NEWAVE para o submercado SE/CO para os anos analisados.

⁵ Para caracterizar os “Grandes Players” foram utilizados os dados de usinas fornecidos pela CCEE pela planilha “InfoMercado Dados Individuais”.

Figura 13 - PLD Médio, P95 e P05 SE/CO NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Observando as curvas mostradas na Figura 13 é possível verificar que para as projeções de 2014 e 2015 há maiores valores de PLD nos primeiros meses do ano para as curvas de valores médios e P05, enquanto os valores de P95 encontram-se estáveis em um valor de PLD elevado longo de todo o ano. Para as projeções de 2016 e 2017 há picos e vales encontrados ao longo do ano para a projeção P95, com valores mais altos de PLD no início do ano (período úmido) e menores de maio a outubro, enquanto as projeções de valores médios e P05 se mantiveram estáveis em valores mais baixos, com uma leve elevação nos primeiros meses do ano para a curva de valores médios.

A Figura 14 apresenta as projeções dos valores médio, P95 e P05 do GSF NEWAVE para o submercado SE/CO para os anos analisados.

Figura 14 - GSF Médio, P95 e P05 NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Analisando as curvas mostradas na Figura 14 é possível notar que as projeções de GSF NEWAVE para todos os anos analisados possuem maiores valores nos primeiros meses do ano, de janeiro a abril, e menores valores nos meses de maio a agosto, com maiores diferenciações de valores entre os meses nos anos de 2016 e 2017.

Para as projeções de PLD e GSF InfoPLD foram utilizados os valores fornecidos pelo InfoPLD CCEE no mês de dezembro ano anterior ao analisado. Vale ressaltar que a CCEE possui projeções fornecidas pelo InfoPLD apenas a partir do ano de 2016. A Figura 15 mostra a projeção de PLD obtida pelo InfoPLD CCEE para os anos 2016 e 2017.

Examinando a projeção de PLD para o ano de 2016, mostrada na Figura 15, é possível observar maiores valores de PLD nos meses de janeiro a março e logo após a estabilização em um valor reduzido ao longo dos demais meses do ano. Em contrapartida, para o ano de 2017 há maiores valores de PLD para o período entre maio a novembro (período seco) e menores valores para os demais meses do ano (período úmido).

Figura 15 - PLD SE/CO InfoPLD CCEE 2016 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 16 apresenta as projeções de GSF obtidas no InfoPLD CCEE para os anos de 2016 e 2017.

Figura 16 - GSF InfoPLD CCEE 2016 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Analisando as projeções de GSF mostradas na Figura 16 é possível observar para o ano de 2016 menores valores encontrados para os meses de janeiro a abril e maiores valores para os demais meses do ano, sendo o mês de maio o que apresenta maior valor de GSF.

Para a projeção de 2017 é possível verificar maiores valores de GSF nos primeiros e últimos meses do ano, com os menores valores encontrados de maio a outubro, sendo agosto o mês onde se nota o menor valor apresentado.

A sazonalização seguindo o perfil Simples das Distribuidoras é mostrada na Figura 17.

Figura 17 - Sazonalização Simples Distribuidoras 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Observando os perfis de sazonalização simples distribuidoras apresentados na Figura 17 é possível observar maiores alocações nos meses de janeiro, março, outubro e dezembro para todos os anos, com exceção de 2017, onde janeiro não há uma elevada alocação de GF. Além disso, todos os anos possuem menor alocação no mês de junho. Também vale ressaltar que para todos os anos as alocações mensais encontram-se entre os valores limites de 93% e 107%.

6.2.1 Caso 1

Em uma primeira análise procurou-se encontrar quais dos critérios apresentados (Figura 13, Figura 14, Figura 15, Figura 16, Figura 17 ou perfil “flat”) foram mais utilizados no momento de decisão de sazonalização de um agente real pertencente ao SIN de GF de 1250 MWm, denominado de “AG1”, para os anos de 2014 a 2017. A Figura 18 ilustra a sazonalização realizada pelo agente para os anos analisados.

Figura 18 - Sazonalização realizada pelo agente AG1 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Examinando a sazonalização realizada pelo agente para o ano de 2014 (Figura 18), é possível notar que as maiores alocações mensais são encontradas nos primeiros três meses do ano, com valores superiores a 105% de alocação, sendo que os menores ocorrem nos meses de abril e maio (próximos a 93%), enquanto nos demais meses a alocação ocorre em valores próximos a 100%.

As curvas de sazonalização para os anos de 2015 e 2016 são próximas, com maiores alocações ocorrendo no primeiro semestre do ano, embora a faixa de variação entre os meses seja superior na sazonalização de 2015, com maior alocação mensal de 122% apresentada nos meses de janeiro e fevereiro e menor alocação mensal de 88%, aplicada nos meses de agosto e dezembro, onde para o ano de 2016 a maior alocação acontece em janeiro em um valor de 115% e a menor em dezembro em um valor de 93%. Em contrapartida, para o ano de 2017, pode-se verificar maiores alocações no segundo semestre do ano, com outubro possuindo uma alocação de 111% e os meses de fevereiro e abril com alocações de 87% da GF.

A Figura 19 mostra o perfil encontrado de critérios utilizados pela aplicação da metodologia para o agente AG1 para os anos de 2014 a 2017.

Figura 19 - Critérios utilizados AG1 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Analisando os resultados da metodologia apresentados na Figura 19 pode-se verificar que o agente se baseou primordialmente (44%) no critério Simples Distribuidoras para realizar a sazonalização para o ano de 2014, seguido pelo critério Risco PLD NEWAVE (24%) e Margem PLD NEWAVE (21%).

Para a sazonalização de 2015, é possível observar uma expressiva ponderação encontrada de 66% no critério Margem PLD NEWAVE, seguido pelo critério Margem PLD x GSF NEWAVE (14%) e Flat (11%). O ano de 2016 não apresenta resultados expressivos para um único critério, possuindo uma alocação de 17% para os critérios Margem PLD NEWAVE, Margem PLD x GSF NEWAVE e Risco PLD x GSF NEWAVE. Para o ano de 2017 verifica-se o maior valor encontrado no critério GSF InfoPLD (48%), seguido por Simples Distribuidoras (21%) e PLD InfoPLD (19%). Vale ressaltar que a ponderação encontrada para os critérios Margem PLD NEWAVE e Risco PLD NEWAVE, critérios em destaque para os anos de 2014 a 2016, foram iguais a zero para 2017.

6.2.2 Caso 2

O segundo caso procura identificar a aplicação dos critérios considerados pelos agentes reais do MRE considerados como “Grandes Players” nos processos de sazonalização de GF para fins do MRE nos anos de 2014 a 2017.

A Figura 20 mostra os resultados de todos os agentes para o critério Simples Distribuidoras para os anos de 2014 a 2017.

Figura 20 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Simples Distribuidoras 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Analisando os resultados apresentados na Figura 20, é possível verificar que todos os oitos agentes analisados no ano de 2014 consideraram o critério Simples Distribuidoras no momento de decisão de sazonalização para o ano de 2014, sendo o agente AG5 com maior peso nesse critério (52%). Já para os anos de 2015 e 2016, esse critério aparece para poucos agentes, sendo a empresa AG9 com maior peso no ano de 2015 (49%) e as empresas AG2 e AG4 com maiores fatores para o ano de 2016 (ambos com 11%).

O critério Simples Distribuidoras surge com destaque novamente no ano de 2017, com nove agentes possuindo valores alocados nesse critério e a empresa AG11 apresentasse com maior peso (41%).

A Figura 21 apresenta os resultados de todos os agentes para o critério Flat para os anos de 2015 e 2016, os anos de 2014 e 2017 não apresentaram resultados alocados nesse critério para nenhum agente.

Figura 21 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Flat 2015 – 2016

Fonte: Elaborado pela autora

Os resultados apresentados na Figura 21 mostram que no ano de 2015 cinco empresas apresentaram valores alocados no critério Flat, sendo a empresa AG9 com maior valor alocado, 45%. Para o ano de 2016, o critério aparece em grande destaque, possuindo oito agentes com pesos alocados no critério Flat, sendo a empresa AG8 com maior alocação (62%).

A Figura 22 mostra os resultados de todos os agentes para o critério Margem PLD NEWAVE para os anos de 2014 a 2017.

Observando os resultados apontados na Figura 22 é possível verificar que vários agentes utilizaram o critério Margem PLD NEWAVE para realizar a sazonalização de GF nos anos de 2014 e 2015, com destaques para o agente AG4 para ano de 2014, com uma alocação de 47% para esse critério e o agente AG3 para o ano de 2015, com um peso de 74%.

Figura 22 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Margem PLD NEWAVE 2014 - 2017

Fonte: Elaborado pela autora

No ano de 2016, seis agentes apresentaram resultados alocados no critério em destaque, sendo o agente AG5 com maior valor alocado (17%). Para o ano de 2017, apenas os agentes AG3 e AG8 apresentaram resultados nesse critério, com o agente AG3 possuindo uma alocação de 84%.

A Figura 23 exibe os resultados de todos os agentes para o critério Risco PLD NEWAVE para os anos de 2014 a 2017.

Analisando os resultados mostrados na Figura 23 é possível notar que sete agentes analisados utilizaram o critério Risco PLD NEWAVE no momento de decisão de sazonalização de GF para o ano de 2014, sendo o agente AG6 com o maior fator de alocação, igual a 37%. No ano de 2015 esse critério foi utilizado por cinco agentes, com destaque para o agente AG8 com um peso de 29% alocado nesse critério.

Figura 23 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Risco PLD NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Para o ano de 2016 pode-se notar pequenas alocações dos agentes nesse critério, com o agente AG4 possuindo um fator de alocação de 19% nesse critério. Para o ano de 2017 apenas três agentes utilizaram o critério Risco PLD NEWAVE para realizar a sazonalização de GF, sendo o agente AG10 de maior alocação encontrada (12%).

A Figura 24 apresenta os resultados de todos os agentes para o critério GSF NEWAVE para os anos de 2014 a 2017.

Examinando os resultados mostrados na Figura 24, é possível verificar que apenas dois agentes utilizaram o critério GSF NEWAVE para realizar a estratégia de sazonalização para o ano de 2014, sendo o agente AG5 com maior destaque e peso igual a 27%. Para o ano de 2015 cinco empresas apresentam resultados alocados ao critério em ênfase, com o agente AG4 de maior valor alocado (31%).

Figura 24 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério GSF NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

No ano de 2016 é possível observar apenas o agente AG8 com resultados alocados ao critério GSF NEWAVE, em um valor de 38%. Para o ano de 2017 pode-se verificar seis agentes com valores alocados ao critério, sendo a empresa AG7 em destaque com 21% de valor alocado ao critério.

A Figura 25 mostra os resultados para todos os agentes do critério Margem PLD x GSF NEWAVE para os anos de 2014 a 2016.

Observando os resultados apresentados na Figura 25 é possível observar sete agentes com alocações existentes no critério Margem PLD x GSF NEWAVE para o ano de 2014, sendo o agente AG8 o de maior peso encontrado (15%). No ano de 2015, todos os agentes apresentaram resultados para o critério em análise, com destaque para o agente AG2 (16%). Para o ano de 2016 sete agentes mostram resultados alocados nesse critério, sendo o agente AG7 o de maior peso encontrado (49%). Nenhum agente apresentou resultados para o critério Margem PLD x GSF NEWAVE para o ano de 2017.

Figura 25 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Margem PLD x GSF NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 26 apresenta os resultados para todos os agentes do critério Risco PLD x GSF NEWAVE para os anos de 2014 a 2017.

Analisando os resultados mostrados na Figura 26 é possível verificar poucos agentes com resultados para o critério Risco PLD x GSF NEWAVE para os anos analisados. O ano de 2014 apresentou quatro agentes com resultados para o critério em tela, sendo o agente AG7 o de maior valor encontrado (33%). Para os anos de 2015 e 2016, pode-se observar cinco agentes com alocações encontradas para o critério sendo investigado, com destaque para o agente AG4 para o ano de 2015 (29% de alocação) e o agente AG10 para o ano de 2016 (28%). O ano de 2017 apresentou resultados apenas para quatro agentes, sendo o agente AG11 o de maior valor encontrado (41%).

Figura 26 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério Risco PLD x GSF NEWAVE 2014 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 27 mostra os resultados de todos os agentes para o critério PLD InfoPLD para os anos de 2016 e 2017. Vale recordar que para os anos de 2014 e 2015 não há alocações para os critérios PLD InfoPLD, GSF InfoPLD e PLD x GSF InfoPLD por não possuírem projeções InfoPLD CCEE correspondentes aos anos analisados.

Figura 27 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério PLD InfoPLD 2016 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Verificando os resultados apresentados na Figura 27 pode-se observar sete agentes com alocações no critério PLD InfoPLD para o ano de 2016 com destaque para o agente AG4 (41%). Para o ano de 2017, seis agentes apresentaram resultados para o critério em tela, sendo a empresa AG7 com maior peso encontrado (31%).

A Figura 28 apresenta os resultados de todos os agentes para o critério GSF InfoPLD para os de 2016 e 2017.

Figura 28 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério GSF InfoPLD 2016 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Observando os resultados apresentados na Figura 28 pode-se notar uma grande adesão ao critério entre os agentes no ano de 2017, passando de seis agentes com valores apresentados para o ano de 2016 para dez no ano de 2017, com destaque para o agente AG6 em valores alocados de 77% para 2016 e 83% para 2017.

A Figura 29 mostra os resultados para todos os agentes para o critério PLD x GSF InfoPLD para os anos de 2016 e 2017.

Examinando os resultados obtidos na Figura 29 é possível observar seis agentes com resultados apresentados para o critério PLD x GSF InfoPLD para o ano de 2016 e sete para o ano de 2017, sendo o agente AG7 em destaque para o ano de 2016, em um valor de 19%, e todos os seis agentes em 2017 com alocações de 10% no critério em tela, com exceção do agente AG3 que possui resultado nesse critério de apenas 1%.

Figura 29 - Resultados “Grandes Players” simulador perfil agentes critério PLD x GSF InfoPLD 2016 – 2017

Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 30 resume os critérios dominantes encontrados para cada agente por ano analisado.

Critérios Dominantes por ano									
2014		2015		2016		2017			
AG2	Margem PLD NEWAVE	AG6	Flat	AG2	Flat	AG2	Margem PLD NEWAVE		
AG3		AG8		AG8		AG8	Risco PLD x GSF		
AG4		AG4	GSF NEWAVE	AG10		AG11	NEWAVE		
AG7	Risco PLD x GSF NEWAVE	AG2	Margem PLD NEWAVE	AG1	Margem PLD NEWAVE	AG2	GSF InfoPLD		
AG5	Simples Distribuidoras	AG3		AG7		AG4			
AG6		AG5		AG1	Margem PLD x GSF NEWAVE	AG5			
AG8		AG7		AG1	Risco PLD x GSF	AG9			
AG1		AG1		AG5	NEWAVE	AG6			
		AG10		AG3	GSF InfoPLD	AG10			
		AG9	Simples	AG9		AG1			
				AG6		AG12			
				AG4	PLD InfoPLD	AG7	PLD InfoPLD		

Figura 30 - Critérios dominantes dos agentes por ano

Fonte: Elaborado pela autora

Analisando os resultados mostrados na Figura 30 é possível verificar que os agentes em 2014 e 2015 baseavam suas estratégias principalmente nos critérios Margem PLD NEWAVE e Simples Distribuidoras, característica que se alterou com a inserção das projeções InfoPLD CCEE nos anos de 2016 e 2017, resultando em oito agentes com o critério GSF InfoPLD como dominante em 2017.

6.3 Conclusões do Capítulo

A metodologia desenvolvida se mostra interessante por estudar o comportamento de cada “Grande Player” no momento de decisão da estratégia de sazonalização para fins do MRE, identificando, dentre vários critérios e perfil de risco associado, qual possui maior influência na escolha adotada por cada “Grande Player”.

Os resultados das sazonalizações efetivamente realizadas pelos agentes pertencentes ao conjunto definido como “Grandes Players”, se mostraram bastante interessantes, por identificar que os agentes nos anos de 2014 e 2015 possuíam forte influência das projeções de PLD fornecidas pelo deck NEWAVE, característica que se alterou nos anos de 2016 e 2017 com a inserção das projeções InfoPLD CCEE e a conscientização dos agentes ao risco “GSF”, tendo a maioria dos agentes o critério GSF InfoPLD como dominante no ano de 2017.

Uma possível forma de tratar o risco “GSF”, no sentido de regulatoriamente mitigar a possibilidade de exposições extremas, seria aplicar maiores restrições nos limites de sazonalização realizada pelos agentes. Para exemplificar o impacto da regra dos limites de sazonalização, utilizando os valores de PLD, GSF e sazonalização realizada pelos agentes do MRE para o ano de 2019 fornecidos por (CCEE, 2020c) mostrados na Figura 31, pode ser observado que para um agente do sistema de 1 MWm, a aplicação da sazonalização utilizando a regra atual de limites de sazonalização de acordo com os limites de potência da usina (CCEE, 2019) possui retornos financeiros (desconsiderando contratos de venda) maiores que a aplicação da sazonalização com limites de 70% e 130%, em montante de 41%, conforme evidenciado na Figura 32 e na Tabela 18.

Tabela 18 - Receita obtida para diferentes limites de sazonalização

	Receita Obtida [Milhões de R\$]
Limites Regra Atual	3,91
Limites 70% e 130%	2,77

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 31 - PLD e GSF realizados para o ano de 2019

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 32 - Sazonalização considerando regra atual e limites de 70% e 130%

Fonte: Elaborado pela autora

7 MODELO DE SUPORTE AO PROCESSO DE SAZONALIZAÇÃO PARA FINS DO MRE

7.1 Considerações Gerais

Esse capítulo possui o objetivo de associar as duas ferramentas anteriormente apresentadas, “Simulador Jogo-MRE” e “Simulador para Identificação de Perfil Agente”, em um único modelo para servir de suporte a um agente real do sistema no processo de sazonalização de GF para fins do MRE.

Figura 33: Modelo para suporte ao processo de sazonalização de GF para fins do MRE

Fonte: Elaborado pela autora

A primeira etapa do modelo consiste em projetar possíveis estratégias de sazonalização para os agentes do mercado no ano em estudo, utilizando as projeções futuras de PLD e GSF e a função utilidade dos agentes determinada pela ferramenta de Inteligência de Mercado, definida como “Simulador para Identificação de Perfil Agente”, apresentada no capítulo 6.

A partir das possíveis estratégias a serem adotadas pelos agentes do mercado e pelo agente em estudo, procura-se o Equilíbrio de Nash entre as possíveis combinações de estratégias dos agentes pela aplicação da ferramenta de Teoria dos Jogos “Simulador Jogo-MRE” apresentada no capítulo 5. A estratégia indicada a ser adotada pelo agente em estudo é então aquela encontrada pelo Equilíbrio de Nash.

7.2 Estudo de Caso

As análises realizadas procuraram encontrar a sazonalização a ser adotada por um agente unitário (GF de 1 MWm) para o ano de 2019, através da identificação da função utilidade das estratégias de sazonalização de GF da soma total dos agentes do MRE (Mercado) para os anos de 2014 a 2017. Para isso, são utilizadas as projeções de PLD e GSF mostradas nas Figura 13 a Figura 16 e o Perfil Simples Distribuidoras apresentado na Figura 17. A Figura 34 apresenta os resultados da função utilidade encontrada para a soma total dos agentes do MRE para cada um dos anos analisados.

Figura 34: Resultados função utilidade para soma total do MRE considerando sazonalização de 2014 a 2017

Fonte: Elaborado pela autora

Os resultados mostrados na Figura 34 indicam um maior peso (71%) para o critério Simples Distribuidoras para o ano de 2014 e um maior peso para o critério Margem PLD NEWAVE (88%) para o ano de 2015. Para o ano de 2016 não é possível identificar um critério com expressiva representatividade, sendo o critério Flat o de maior peso encontrado (44%), enquanto para o ano de 2017 pode-se verificar 90% do resultado para o critério GSF InfoPLD.

A partir da identificação da função utilidade da estratégia de sazonalização da soma total dos agentes do MRE para os anos de 2014 a 2017, torna-se possível projetar estratégias de sazonalização de um agente (player 1), que representa a soma total dos agentes do MRE, a serem aplicadas para o ano de 2019.

Essas estratégias denominadas 2014, 2015, 2016 e 2017 consistem em, utilizando as projeções de PLD, GSF e o Perfil Simples Distribuidoras para o ano de 2019, projetar estratégias de sazonalização para 2019 considerando que o agente em sua decisão aplicará os mesmos pesos para cada um dos critérios mostrados na Tabela 17, como nos anos de 2014 a 2017. As projeções de PLD para o submercado SE/CO, GSF e o Perfil Simples Distribuidoras para 2019 são mostradas nas Figura 35, Figura 36 e Figura 37, respectivamente.

Figura 35: Projeções PLD para 2019

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 36: Projeções GSF para 2019

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 37: Perfil Simples Distribuidoras 2019

Fonte: Elaborado pela autora

Utilizando as projeções para o ano de 2019, são otimizadas estratégias de sazonalização considerando um agente unitário (GF de 1 MWm), tendo como baseamento de decisão cada um dos critérios que compõem as funções utilidades mostradas na Figura 34. Para isso são aplicadas as equações (23) a (31) mostradas no capítulo 6, onde como premissa foram considerados os limites de sazonalização máxima e mínima (Lim_{max} e Lim_{min}) iguais a 140% e 60%. As estratégias 2014, 2015, 2016 e 2017 são então obtidas pelo cruzamento dos resultados da função utilidade para cada ano analisado mostradas na Figura 34 e o fator de sazonalização de cada critério considerando as projeções para 2019.

A Tabela 19 apresenta os resultados de sazonalização para um agente unitário considerando cada critério analisado e as projeções de 2019, enquanto a Figura 38 e a Tabela 20 mostram as estratégias a serem aplicadas para o player 1, que representa a soma total dos agentes do MRE, obtidas pelo cruzamento dos resultados da Tabela 19 com os resultados mostrados na Figura 34.

Tabela 19: Resultados de sazonalização agente unitário considerando cada critério analisado e projeções de 2019

	Alocação GF [%]											
	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
PLD InfoPLD	0,61	0,61	1,32	1,00	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	0,61	0,61	0,61
PLDXGSF InfoPLD	0,61	0,61	1,32	1,00	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	0,61	0,61	0,61
GSF InfoPLD	0,91	0,86	0,88	0,97	1,03	1,10	1,03	1,12	1,09	1,04	1,01	0,96
Margem PLD Newave	0,61	0,61	0,61	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	1,01	0,61	0,61
Risco PLD Newave	0,61	0,61	0,61	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	1,01	0,61	0,61
GSF Newave	0,89	0,86	0,88	0,95	1,01	1,08	1,12	1,09	1,08	1,05	1,02	0,97
Margem PLD x GSF NEWAVE	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	1,05	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	1,32
Risco PLD x GSF NEWAVE	1,32	1,32	1,32	1,32	1,32	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	1,05	1,32
Simples Distribuidoras	0,96	1,00	1,07	0,99	0,97	0,93	0,96	1,00	0,99	1,04	1,01	1,05
Flat	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 38: Estratégias player 1: soma total do MRE

Fonte: Elaborado pela autora

Tabela 20: Estratégias player 1: soma total do MRE

	Alocação GF [%]											
	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
2014	0,86	0,89	0,94	1,08	1,07	1,04	1,07	1,09	1,09	1,03	0,89	0,92
2015	0,65	0,65	0,65	1,28	1,28	1,28	1,29	1,29	1,29	1,01	0,66	0,65
2016	0,78	0,78	1,02	1,07	1,18	1,18	1,18	1,18	1,18	0,87	0,78	0,78
2017	0,91	0,88	0,90	0,97	1,02	1,08	1,02	1,10	1,08	1,04	1,01	0,97

Fonte: Elaborado pela autora

Para as estratégias a serem aplicadas pelo player 2, que representa um agente do MRE de GF igual 1 MWm, novamente foram procurados perfis de sazonalização que descrevem cada um dos critérios apresentados na Tabela 17 considerando as projeções para 2019 mostradas nas Figura 35 a Figura 37, porém como premissa foram considerados os limites de sazonalização máxima e mínima (Lim_{max} e Lim_{min}) iguais a 160% e 40%. Por simplificação, as estratégias de sazonalização com perfis similares foram agrupadas em único perfil de sazonalização, resultando em seis possíveis estratégias a serem aplicadas pelo player 2: GSF InfoPLD, PLD InfoPLD, PLD NEWAVE, Risco PLD NEWAVE, Margem PLD x GSF NEWAVE e Flat. A Figura 39 apresenta os resultados obtidos para as estratégias do player 2.

A segunda etapa da aplicação da metodologia consistiu em encontrar o Equilíbrio de Nash entre todas as possíveis combinações de estratégias a serem adotados pelos players em análise. Para isso foi aplicada a metodologia apresentada no capítulo 5 dessa dissertação, onde como *payoff* foi considerada a receita spot dos agentes, mostrada pela equação (5). Como premissas foi considerado que o player 1 que representa a soma dos agentes do MRE possui um valor total de GF igual 55352,6 MWm e que ambos players possuem uma porcentagem de 80% de suas GF comprometidas em contratos de venda de longo prazo (parcela $E_{i,m}^{CV}$ da equação (5)). A matriz *payoff* foi calculada considerando os valores médios de PLD para o submercado SE/CO e GSF obtidos dos cenários da simulação histórica do NEWAVE para o ano de 2019, mostrados na Figura 40 e na Figura 41, respectivamente.

Figura 39: Estratégias player 2: agente de GF 1 MWm

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 40: Projeção PLD simulação histórica

Fonte: Elaborado pela autora

Figura 41: Projeção GSF simulação histórica

Fonte: Elaborado pela autora

A Tabela 21 apresenta a matriz *payoff* obtida, onde a coluna R.1 representa os resultados para o player 1 e R.2 corresponde aos resultados do player 2. Pela aplicação do método DEI apresentado no capítulo 3 pode-se observar que a estratégia 2017 do player 1 é estritamente dominante sobre as demais, eliminando as estratégias 2014 a 2016 da matriz. Analisando a matriz resultante do ponto de vista do player 2, pode-se verificar que a estratégia Margem PLD x GSF NEWAVE é estritamente dominante sobre as demais, resultando, portanto, no Equilíbrio de Nash da matriz o perfil de estratégias (2017, Margem PLD x GSF NEWAVE).

Tabela 21: Matrix *payoff* [milhões de R\$]

Player 1: Soma Agentes do MRE (GF: 55352,6 MWm)	Player 2: Agente do MRE de GF igual a 1MWm											
	GSF InfoPLD		PLD InfoPLD		Margem PLD NEWAVE		Risco PLD NEWAVE		Margem PLD x GSF NEWAVE		Flat	
	R. 1	R. 2	R. 1	R. 2	R. 1	R. 2	R. 1	R. 2	R. 1	R. 2	R. 1	R. 2
2014	5473,760	0,099	5473,760	0,081	5473,760	0,124	5473,760	0,050	5473,760	0,178	5473,760	0,112
2015	5473,667	0,176	5473,667	0,110	5473,667	0,239	5473,667	0,018	5473,667	0,344	5473,667	0,205
2016	5473,742	0,113	5473,742	0,047	5473,742	0,135	5473,742	0,026	5473,742	0,208	5473,742	0,130
2017	5473,761	0,098	5473,761	0,088	5473,761	0,132	5473,761	0,062	5473,761	0,187	5473,761	0,111

7.3 Conclusões do Capítulo

Esse capítulo apresentou uma metodologia que utiliza ferramentas de Inteligência de Mercado e Teoria dos Jogos a ser aplicada como suporte à decisão de sazonalização de GF para fins do MRE. A ferramenta mostra-se bastante relevante por antecipar o comportamento dos outros agentes do mercado, servindo como importante apoio à tomada de decisão considerando as inerentes variáveis e restrições do processo.

Considerando os resultados da ferramenta de Inteligência de Mercado pode-se observar uma mudança comportamental na decisão tomada pelos agentes, sendo evidente que em 2015 a estratégia da soma total dos agentes pertencentes ao MRE pode ser considerada neutra ao risco onde procura-se a maximizar o retorno esperado e sua decisão de alocação é baseada em previsões de preços, enquanto os resultados de 2017 mostram os agentes avessos ao risco, onde sua decisão de alocação é baseada na proteção a perspectiva de baixa geração.

A aplicação da ferramenta de Teoria dos Jogos mostrou que a decisão de um agente de grande representatividade no sistema em termos de GF pode impactar de forma direta os resultados dos demais agentes de menor representatividade. Observa-se também que, ao enfrentar um processo de tomada de decisão em um ambiente competitivo e onde as estratégias dos outros jogadores são desconhecidas, é melhor decidir por uma estratégia que culmina em maiores resultados de retorno, independentemente das estratégias aplicadas pelos outros jogadores, mesmo quando essa estratégia não é a ótima global.

Este trabalho teve como foco a análise de *payoff* sobre a perspectiva de retorno esperado, onde trabalhos futuros podem avaliar o retorno sobre a perspectiva do risco associado ou usar a função convexa entre risco e retorno ponderado pelo perfil de aversão ao risco do agente. Trabalhos futuros adicionais podem representar customizações de contratos futuros e examinar o impacto da pandemia Covid-19 no processo de sazonalização de GF para fins do MRE.

8 CONCLUSÕES

O processo de sazonalização de garantia física das UHE's participantes do MRE influenciam nas estratégias comerciais dos agentes do setor elétrico e traz impactos aos resultados de suas operações, uma vez que a sazonalização pode levar a exposições indesejáveis que serão liquidadas ao MCP, ou seja, os agentes estão sujeitos às incertezas do PLD.

Além disso, a energia verificada de cada agente pertencente ao MRE pode sofrer reduções em situações que a produção total do MRE for inferior a soma da GF sazonalizadas das UHE's que compõe o MRE. Ou seja, os agentes do MRE também estão expostos às incertezas do GSF.

Com isso, cada agente participante do MRE define sua estratégia de sazonalização da garantia física com o objetivo de maximizar seu retorno frente aos riscos de exposições involuntárias ao PLD e ao GSF.

Como a decisão de sazonalização individual dos agentes (principalmente dos 'Grandes Players') possui relação com a sazonalização total do SIN, tem-se que a decisão de um agente influencia, em maior ou menor grau, os demais.

Neste cenário, por mais que os objetivos individuais sejam comuns (maximização do retorno e risco controlado), o processo de tomada de decisão pode ser interpretado e descrito como um jogo, em que o agente busca definir a sua estratégia considerando as estratégias dos outros agentes e buscando alavancar algum ganho financeiro que decorra de posicionamento distinto da média dos agentes.

Nessa perspectiva, essa dissertação apresentou um modelo especializado de simulação do Jogo MRE que permite estudar os raciais que envolvem a adoção da estratégia de sazonalização da GF dos agentes sobre os aspectos de Teoria dos Jogos e Equilíbrio de Nash. Os resultados obtidos nos estudos contribuem para melhor entendimento geral sobre as estratégias de sazonalização e suas implicações, tanto no retorno, quanto no risco. Além disso, alguns critérios, como a previsão de PLD e GSF, podem ser utilizados em diferentes ponderações no momento de decisão da estratégia de sazonalização individual de cada agente.

Com base neste racional, esta dissertação apresentou um modelo conceitual simplificado de inteligência de mercado aplicado ao MRE, desenvolvido para estudar o comportamento dos agentes em suas tomadas de decisões com o objetivo de identificar quais critérios influenciam na escolha adotada por cada “Grande Player”.

Os resultados obtidos permitiram observar uma mudança no comportamento dos agentes, onde nos anos de 2014 e 2015 balizam suas decisões principalmente no cenário PLD advindo das saídas do NEWAVE e após a conscientização do “risco GSF” passaram a adotar o critério GSF e o cenário advindo do InfoPLD CCEE como predominantes por acreditarem ser a melhor informação presente no momento de decisão que acontece em dezembro de cada ano.

Ao final foi apresentada a junção das ferramentas desenvolvidas na dissertação em um único modelo que serve como apoio à decisão de sazonalização para fins do MRE. Pelas análises realizadas foi possível verificar que a estratégia de sazonalização de GF para fins do MRE de um agente de grande representatividade no sistema em termos de GF impacta de forma direta os resultados dos demais de menor representatividade. Além disso, pode-se concluir que em um ambiente competitivo, onde as estratégias dos outros jogadores são desconhecidas, é melhor decidir por uma estratégia que culmina em maiores resultados de *payoff*, independentemente das estratégias aplicadas pelos outros jogadores, mesmo quando essa estratégia não é a ótima global.

Futuros trabalhos deverão focar as análises dos impactos da expansão da GF de Belo Monte, dos efeitos da Covid-19 ao processo de sazonalização, bem como na análise de como as condições do sistema no momento de decisão impactam nos resultados dos agentes. Também pode-se implementar customizações de portfólios de contratos ao processo de decisão.

De forma conclusiva, os estudos e ferramentas desenvolvidos ao longo dessa dissertação promovem significativos avanços tecnológicos nos estudos da estratégia de sazonalização para fins do MRE, aproximando o balizamento da tomada de decisão aos condicionantes existentes na prática e exprimindo os riscos envolvidos no processo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS⁶

- ABRANTES, M. L. **A Teoria dos Jogos e os Oligopólios**. 1ª. ed. Luanda, Angola: 25.º Aniversário da Faculdade de Direito, 2004.
- BARRON, E. N. **Game Theory: An Introduction**. 2ª. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013.
- BRASIL. **Decreto nº 2655**, Julho 1998. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/d2655.htm>. Acesso em: 22 Outubro 2017.
- BRASIL. **Decreto nº 5.163**, Julho 2004. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2004/Decreto/D5163.htm>. Acesso em: 08 Outubro 2019.
- BRASIL. **Lei nº 12.783**, Janeiro 2013. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2013/Lei/L12783.htm>. Acesso em: 5 Março 2018.
- BRASIL. **Resolução Normativa nº 584**, Outubro 2013. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2013584.pdf>>. Acesso em: 20 Março 2018.
- 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 de Doutorado - EP/USP - Depto. de Eng. de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, p. 223. 2015.
- CCEE. **Balanco Energético. Versão 1.0**. CCEE. São Paulo, p. 14. 2012.
- CCEE. **Regras de Comercialização - Versão 1.0/2013. Mecanismo de Realocação de Energia - MRE**, 2013. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/oquefazemos_menu_lateral/regras?_adf.ctrl-state=vpdiwb2os_1&_afLoop=819142817040917#!%40%40%3F_afLoop%3D819142817040917%26_adf.ctrl-state%3Dvpdiwb2os_5>. Acesso em: 09 Outubro 2019.
- CCEE. **Regras de Comercialização Julho/2014 - Curso versão 3. Garantia Física**, 2014. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/oquefazemos_menu_lateral/regras?_adf.ctrl-state=vpdiwb2os_1&_afLoop=819142817040917#!%40%40%3F_afLoop%3D819142817040917%26_adf.ctrl-state%3Dvpdiwb2os_5>. Acesso em: 09 Outubro 2019.
- CCEE. **Regras de Comercialização - Mecanismo de Realocação de Energia. Versão 2018.1.0**. CCEE. São Paulo, p. 58. 2018a.

⁶ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT NBR 6023).

CCEE. **Regras de Comercialização - Garantia Física. Versão 2019.1.0.** CCEE. São Paulo, p. 75. 2019.

CCEE. **Câmara de Comercialização de Energia**, 2020a. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/noticias-opinioao/noticias/noticia leitura?contentid=CCEE_653153&_afLoop=453008911911883&_adf.ctrl-state=xqg7trrzl_50#!%40%40%3Fcontentid%3DCCEE_653153%26_afLoop%3D453008911911883%26_adf.ctrl-state%3Dxqg7>. Acesso em: 09 Maio 2020.

CCEE. **Câmara de Comercialização de Energia**, 2020b. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/o-que-fazemos/como_ccee_atua/precos/precos_medios?_afLoop=1660640177327293&_adf.ctrl-state=gvyexif58_1#!%40%40%3F_afLoop%3D1660640177327293%26_adf.ctrl-state%3Dgvyexif58_5>. Acesso em: Maio 2020.

CCEE. **InfoPLD - Fevereiro de 2020.** Câmara de Comercialização de Energia. São Paulo. 2020c.

CCEE/ONS. **Deck de preço do modelo NEWAVE.** Disponível em: <<https://www.ccee.org.br/>>. Acesso em: 07 out. 2018b.

DUSSE, A. C. S. et al. **Equilíbrio de Nash e competição de Stackelberg na sazonalização no mercado de energia brasileiro.** XXII SIMPEP - Simpósio de Engenharia de Produção. Bauru, São Paulo: [s.n.]. 2015.

EPE. **EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA**, 2018. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/areas-de-atuacao/energia-eletrica/expansao-da-geracao/garantia-fisica>>. Acesso em: 22 Junho 2018.

EPE. **Plano Decenal de Expansão 2029.** Empresa de Pesquisa Energética. Rio de Janeiro. 2019.

FERREIRA, F. A.; FERREIRA, F. **Equilíbrio de Nash Versus Ótimo de Pareto (Racionalidade Individualista Versus Racionalidade Altruísta).** Repositório Científico do Instituto Politécnico do Porto. Porto: [s.n.]. 2008.

FERRERO, R. W.; RIVERA, J. F.; SHAHIDEHPOUR, S. M. Application of games with incomplete information for pricing electricity in deregulated power pools. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 1, p. 184 - 189, Fevereiro 1998.

FUDENBERG, D. . T. J. **Game Theory.** 5ª. ed. Cambridge: MIT Press, 1996.

GOMES, C. A. M. **Otimização da operação diária de usinas hidrelétricas em cascata utilizando metaheurísticas.** COPPE UFRJ. Rio de Janeiro, p. 122. 2018.

KRAUSE, T. et al. **Nash Equilibria and Reinforcement Learning for Active Decision Maker Modelling in Power Markets.** 6 th IAAE European Conference: Modelling in Energy Economics and Policy. Zurich: [s.n.]. 2004.

- LEONEL, L. D. et al. Game Theory Application in Hydropower's Firm Energy Monthly Allocation Process. **IEEE Latin America Transactions (Volume: 17, Issue: 01, January 2019)**, 09 September 2019. 85 - 92.
- MOTTALEB, M. et al. **A game-theoretic demand response market with networked competition model**. 2017 North American Power Symposium (NAPS). Morgantown, WV, USA: IEEE. 2017.
- PFLUG, G.; RÖMISCH, W. **Modeling Measuring and Managing Risk**. 1ª. ed. [S.l.]: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2007.
- RAMOS D. S. E SILVA FILHO, D. **Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro**. Disciplina do programa de pós-graduação PEA5916 - EPUSP. Universidade de São Paulo. 2013.
- ROCKFELLAR, R. T.; URYASEV, S. Optimization of Conditional Value-at-Risk. **Journal of Risk**, p. 21- 41, 2000.
- SANTOS, F. G. et al. **Formação de um perfil de sazonalização baseada em otimização multiobjectivo**. XIX SIMPEP. Simpósio de Engenharia de Produção. Bauru, São Paulo: [s.n.]. 2012.
- SARTINI, B. A. et al. **Uma Introdução a Teoria dos Jogos**. II Bienal da SBM. Bahia: [s.n.]. 2004.
- SOKEI, C. T. **Modelo de sazonalização da energia assegurada de usinas hidrelétricas utilizando algoritmos genéticos**. Dissertação de Mestrado - Depto. Eng. de Energia e Automação Elétricas, USP. São Paulo, p. 89. 2008.
- WANG, Z.; LO, K. L. Game Theory Application and Strategic Bidding in Electricity Supply Market. **World Journal of Engineering and Technology**, v. 4, p. 72 - 81, Outubro 2016.
- ZEINALZADEH, A. et al. **Using natural gas reserves to mitigate intermittence of renewables in the day ahead market**. 2017 IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC). Melbourne, VIC, Australia: IEEE. 2017.