



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

Gabriel Augusto Naves Teixeira

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DE PENALIDADES DE FOLGA E DA
CONSIDERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO A PARTIR DA SEGUNDA SEMANA
NO PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DE CURTO PRAZO**

FLORIANÓPOLIS
2023

Gabriel Augusto Naves Teixeira

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DE PENALIDADES DE FOLGA E DA
CONSIDERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO A PARTIR DA SEGUNDA SEMANA
NO PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DE CURTO PRAZO**

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

Orientador: Prof. Erlon Cristian Finardi, Dr.

Florianópolis

2023

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

Naves Teixeira, Gabriel Augusto
AVALIAÇÃO DO IMPACTO DE PENALIDADES DE FOLGA E DA
CONSIDERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO A PARTIR DA SEGUNDA
SEMANA NO PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DE CURTO PRAZO / Gabriel
Augusto Naves Teixeira ; orientador, Erlon Cristian
Finardi, 2023.
117 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Planejamento de Curto Prazo
da Operação Hidrotérmica. 3. Árvore de Cenários. 4.
Restrições Elétricas e Hidráulicas. I. Cristian Finardi,
Erlon. II. Universidade Federal de Santa Catarina.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

Gabriel Augusto Naves Teixeira

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DE PENALIDADES DE FOLGA E DA
CONSIDERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO A PARTIR DA SEGUNDA SEMANA
NO PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DE CURTO PRAZO**

O presente trabalho em nível de Mestrado foi avaliado e aprovado pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Erlon Cristian Finardi, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Murilo Reolon Scuzziato, Dr.
Instituto Federal de Santa Catarina

Guilherme Matiussi Ramalho, D. Eng.
Câmara de Comercialização de Energia Elétrica

Certificamos que esta é a versão original e final do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Prof. Telles Brunelli Lazzarin, Dr.
Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof. Erlon Cristian Finardi, Dr.
Orientador

Florianópolis, 2023.

Este trabalho é dedicado a todos que de certa forma contribuíram para sua realização.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha companheira Rafaela Julich Moraes por todo amor, cuidado e paciência durante o mestrado. Seu apoio tornou as coisas mais leves e contagiantes, principalmente na época da pandemia e durante o desenvolvimento e redação desta dissertação.

Agradeço ao Felipe Beltrán Rodríguez, exemplo de profissional e pesquisador, pelas incontáveis conversas, ideias e puxões de orelha. Teu suporte foi fundamental durante todo o trabalho.

Agradeço ao Prof. Erlon Cristian Finardi pela oportunidade e pelos ensinamentos transmitidos.

Agradeço ao Paulo Vitor Larroyd pelas conversas e esclarecimentos feitos quando tudo parecia não dar certo.

Também agradeço ao Filipe Viezzer por toda assistência dada para que pudessem ser obtidos os cenários de previsão de vazão e pela disponibilidade para conversar sobre os processos que envolvem sua geração. Estendo o agradecimento ao Luan Esteves que trabalhou para adequar o Pluvia para gerar os cenários.

Agradeço à minha família pelo amor incondicional e paciência.

Agradeço a todos os meus amigos por tornarem minha vida mais alegre.

Agradeço aos professores do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LABPLAN) e do Laboratório de Sistemas de Potência (LABSPOT) pelas contribuições em minha formação e carreira. Destaco também todos os colegas que fiz nestes ambientes.

Agradeço ao Murilo Scuzziato e Guilherme Ramalho, por aceitarem fazer parte da banca, pelas correções e ideias.

Finalmente agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro durante parte do mestrado.

RESUMO

Na cadeia de modelos de planejamento energético brasileiro, o modelo de curto prazo se caracteriza pela representação individualizada das usinas hidrelétricas e da incerteza nas aflúncias apenas no segundo mês do horizonte operativo. O objetivo principal da etapa de curto prazo é obter uma política operativa para o modelo de programação diária. A modelagem individualizada das usinas hidrelétricas traz consigo a incorporação de uma série de restrições operativas relacionadas a requerimentos de vazões e volumes mínimos e máximos de reservatórios. Outras dinâmicas que envolvem a operação das plantas hidráulicas podem ser representadas através de restrições de caráter elétrico que limitam os níveis de geração. Além disso, restrições elétricas dos intercâmbios de energia entre subsistemas são consideradas para representar dinâmicas do sistema de transmissão. Concomitantemente, a técnica de solução de programação estocástica utilizada (Decomposição Aninhada) deve garantir a viabilidade dos problemas de otimização resultantes. Portanto, é fundamental a incorporação de variáveis de folga penalizadas na função objetivo que viabilizem as restrições mencionadas caso necessário. Em relação a estrutura da árvore de cenários, o modelo oficial considera realizações semanais e determinísticas no primeiro mês, as quais são geradas a partir de uma previsão de precipitação conjunta dos modelos ECMWF, ETA e GEFS. Neste contexto, propõe-se uma análise do impacto nas políticas de operação resultantes nas seguintes dimensões: (i) nível de penalidade das variáveis de folga, (ii) estrutura da árvore de cenários de aflúncia considerando a estocasticidade a partir da segunda semana de operação e diferentes níveis de aversão a risco. Para isso, será conduzido um estudo de horizonte rolante em um período de 6 meses considerando o Sistema Interligado Brasileiro completo, semana-a-semana, utilizando os dados disponibilizados para o modelo de curto prazo oficial brasileiro *DECOMP*.

Palavras-chave: otimização estocástica; árvore de cenários; previsão de precipitação; restrições hidráulicas operativas; restrições elétricas; aversão ao risco.

ABSTRACT

In the Brazilian energy planning chain models, the medium-term model features the individualized hydroelectric operation and the stochasticity in the inflows is seen only in the second operational month. The main goal of this stage is to obtain operation policies to the short-term model. The individualized modeling of hydropower plants brings operational restrictions related to flow rate requirements and minimum and maximum reservoir volumes. Other dynamics that involve the operation of these plants can be modeled as electric restrictions that limit the power generation level. Furthermore, electric restrictions may be used to represent transmission system dynamics. Concurrently, the stochastic programming solution technique (Nested Decomposition) may guarantee the viability of the resulting optimization problems. Therefore, it is required to incorporate slack variables penalized in the objective function to make the mentioned restrictions viable if necessary. Regarding the structure of the scenarios tree, the official model considers weekly and deterministic realizations for the first month, which is generated based on a combined precipitation forecast based on the ECMWF, ETA and GEFS models. In this context, it is proposed an analysis of the resulting operation policy impact in the following dimensions: (i) penalty level of the slack variables, (ii) inflow scenarios tree structure considering stochasticity from the second operational week and different levels of risk aversion. For that, a 6-month rolling-horizon study will be conducted on the Interconnected Brazilian Power System, using real weekly data available to the Brazilian official medium-term energy planning model *DECOMP*.

Keywords: stochastic optimization; scenarios tree; precipitation forecast; operational hydraulic restrictions; electric restrictions; risk aversion.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Cadeia de modelos.....	18
Figura 2 – Usinas hidrelétricas em cascata.....	29
Figura 3 – Canal Pereira Barreto.....	30
Figura 4 – Composição por submercado da demanda do SIN no período 01/2022 a 11/2022.	34
Figura 5 – Representação da topologia do sistema de curto prazo.....	35
Figura 6 – Demanda do SM SE/CO na primeira semana do PMO-052021..	37
Figura 7 – Representação da geração mínima de Itaipu.....	41
Figura 8 – Estrutura da árvore de cenários de curto prazo.....	46
Figura 9 – Exemplo de diferentes decomposições de uma árvore de cenários.	49
Figura 10 – Corte construído para um problema de uma dimensão.....	53
Figura 11 – Árvore de cenários com abertura no segundo período.....	56
Figura 12 – Decomposição do problema.....	56
Figura 13 – Árvore com aberturas de probabilidades iguais e distintas.....	59
Figura 14 – Estratégia de paralelização.....	60
Figura 15 - Esquemático da construção da árvore de cenários de curto prazo.	64
Figura 16 – Arquivo de saída do programa Conjunto.....	67
Figura 17 – Esquemático do processo chuva-vazão.....	69
Figura 18 – Cenários de vazão a partir dos mapas de precipitação.....	72
Figura 19 – Cenários de vazão de horizonte de CP.....	73
Figura 20 – Estrutura da árvore de cenários de CP com aberturas.....	76
Figura 21 – Acoplamento entre revisões do problema de CP.....	78
Figura 22 – Demandas do SM SE/CO previstas por <i>decks NEWAVE</i>	79
Figura 23 – Lógica de coleta de dados para o <i>deck</i> de MP. Parte 1.....	81
Figura 24 – Lógica de coleta de dados para o <i>deck</i> de MP. Parte 2.....	82
Figura 25 – Acoplamento entre o problema de MP e CP.....	83
Figura 26 – Abatimento das afluições passadas.....	84
Figura 27 – ENA do SIN da previsão conjunta para 05/2021-rev0.....	89
Figura 28 – Custo total de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.....	90

Figura 29 – Custo futuro de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.....	91
Figura 30 – Custo de penalidades de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.	92
Figura 31 – Despacho termelétrico em 05/2021-rev0 – PC0.....	93
Figura 32 – Custo de operação de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.....	94
Figura 33 – Déficit de energia de 09/2021-rev0 – PC20.....	96
Figura 34 – ENAs para revisão 05/2021.....	97
Figura 35 – Custo total de 05/2021 – PE0.....	98
Figura 36 – Custo de operação de 05/2021 – PE0.....	99
Figura 37 – Custo de operação do horizonte rolante – PC0.....	100
Figura 38 – Custo de penalidades do horizonte rolante – PC0.	101
Figura 39 – EAR horizonte rolante – PC0.....	102
Figura 40 – Custo de penalidades do horizonte rolante – PC10.	103
Figura 41 – EAR horizonte rolante – PC10.....	104
Figura 42 – Déficit de energia do submercado SE/CO no estudo rolante – PC20.	105
Figura 43 – Custo de operação do horizonte rolante – PC20.....	106
Figura 44 – Despacho termelétrico horizonte rolante – PC20.	107
Figura 45 – EAR horizonte rolante – PC20.....	108
Figura 46 – ENAs do estudo 07/2021-rev0.....	110
Figura 47 – EAR horizonte rolante – PE0.....	111

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Mapas utilizados na previsão conjunta ONS.	65
Tabela 2 – Nomenclatura dos casos.	88
Tabela 3 – EAR (%) de 09-2021-rev0 para diferentes penalidades e acréscimo de 20% na demanda.	96
Tabela 4 – Vazões consideradas em cada revisão de curto prazo.	109

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA – Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
CO – Centro-Oeste
CP – Curto Prazo
CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CPAMP – Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico
CPINS – Cálculo e Previsão de Vazões Incrementais e Naturais de Sobradinho
CVaR – *Conditional Value at Risk*
CVU – Custo Variável Unitário
DA – Decomposição Aninhada
EAR – Energia Armazenada
ECMWF – *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*
ENA – Energia Natural Afluenta
FC – Nó fictício: Imperatriz
FCF – Função de Custo Futuro
FPH – Função de Produção Hidrelétrica
GT – Grupo de Trabalho
HR – Horizonte Rolante
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IV – Nó fictício: Ivaiporã
MP – Médio Prazo
MW – Megawatt
N – Norte
NE – Nordeste
NOAA – National Oceanic and Atmospheric Administration
ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico
PDD – Programação Dinâmica Dual
PDDE – Programação Dinâmica Dual Estocástica
PMO – Programa Mensal da Operação
REE – Reservatório de Energia Equivalente
S – Sul
SE – Sudeste

SIN – Sistema Interligado Nacional

SMAP – *Soil Moisture Accounting Procedure*

SPT – SPARHTACUS

UG – Unidade Geradora

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	OBJETIVOS	21
2	MODELAGEM DO SISTEMA	24
2.1	ELEMENTOS DO SISTEMA.....	24
2.1.1	Usinas hidrelétricas	24
2.1.1.1	<i>Função de produção hidrelétrica</i>	27
2.1.1.2	<i>Restrição de balanço hídrico</i>	29
2.1.2	Usinas termelétricas	31
2.1.3	Subsistemas	32
2.1.4	Intercâmbios	34
2.1.5	Déficit de energia	35
2.1.6	Representação da demanda	36
2.1.7	Atendimento à demanda	37
2.1.8	Restrições elétricas e hidráulicas operativas	38
2.1.8.1	<i>Geração mínima de Itaipu</i>	40
2.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE CURTO PRAZO.....	41
3	TÉCNICAS DE SOLUÇÃO IMPLEMENTADAS	45
3.1	ÁRVORE DE CENÁRIOS	45
3.1.1	Formulação clássica de problemas multiestágio	46
3.1.2	Estágio e período	49
3.1.3	Método de solução: Decomposição Aninhada	50
3.1.3.1	<i>Cortes de Benders</i>	52
3.1.3.2	<i>Critério de parada</i>	53
3.1.3.3	<i>Algoritmo de solução</i>	54
3.2	PREMISSAS NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DE CURTO PRAZO	55
3.2.1	Decomposição do problema	55
3.2.2	Aversão ao risco	57
3.2.3	Programação paralela	60
4	MODELAGEM DA ÁRVORE DE CENÁRIOS	62
4.1	CONSTRUÇÃO DA ÁRVORE DE CENÁRIOS OFICIAL DE CURTO PRAZO	

4.1.1	Primeira e segunda semana.....	64
4.1.1.1	<i>Precipitação conjunta.....</i>	64
4.1.1.2	<i>Chuva-vazão.....</i>	67
4.1.2	Semanas restantes	70
4.1.3	Etapa mensal.....	70
4.2	GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO	71
5	PROPOSTAS DE ESTUDO E PREMISSAS DE EXECUÇÃO	74
5.1	PROPOSTAS DE ANÁLISE.....	74
5.2	PREMISSAS DO ESTUDO	78
5.2.1	Otimização de médio prazo.....	79
5.2.2	Árvore de cenários.....	84
5.2.3	Premissas na modelagem do sistema	85
6	EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS.....	87
6.1	CASOS PROPOSTOS E RESULTADOS	87
6.1.1	Caso 1 – Estático – previsão conjunta.....	88
6.1.1.1	<i>05/2021-rev0 – previsão conjunta.....</i>	89
6.1.1.2	<i>09/2021-rev0 – previsão conjunta.....</i>	95
6.1.2	Caso 2 – Estático – previsões explícitas	97
6.1.3	Caso 3 – Horizonte rolante – previsão conjunta	99
6.1.3.1	<i>Horizonte rolante – PC0.....</i>	99
6.1.3.2	<i>Horizonte rolante – PC10.....</i>	103
6.1.3.3	<i>Horizonte rolante – PC20.....</i>	104
6.1.4	Caso 4 – Horizonte rolante – previsões explícitas.....	108
7	CONCLUSÕES.....	112
	REFERÊNCIAS	115

1 INTRODUÇÃO

Os sistemas elétricos são projetados com o objetivo de fornecer energia elétrica aos consumidores. Em sua estruturação o segmento pode ser dividido entre agentes de geração, transmissão, distribuição e comercialização. No decorrer da expansão do setor elétrico no Brasil, o potencial hidráulico foi explorado de modo que usinas hidrelétricas foram construídas nas mais diversas localizações do território nacional. Junto com as usinas foi sendo concebido um robusto sistema de transmissão com o intuito de interconectar as regiões do país, transportando a energia gerada à longas distâncias e trazendo mais segurança à operação eletroenergética. Segundo o ONS (2022) as usinas hidrelétricas são a fonte de geração de maior capacidade instalada no país, representando cerca de 60% do parque total e podem ser classificadas pela sua capacidade de armazenamento. A capacidade máxima de armazenamento das hidrelétricas no Sistema Interligado Nacional (SIN) é de cerca de 292MWh (ONS, 2022), o que permite o uso controlado do recurso hídrico de forma a ser utilizado em períodos futuros. Atualmente não há expectativa de significativo aumento na capacidade instalada de hidroelétricas, sendo que nos próximos 4 anos é esperado um aumento de menos de 1GW, por outro lado, as principais fontes a terem sua capacidade de geração expandida são a solar (8GW) e eólica (7GW)¹ (ONS, 2022). Um parque gerador com elevada participação de fontes renováveis traz diversos desafios na operação do sistema, visto a presença de incerteza e variabilidade na disponibilidade do recurso. Complementando o parque gerador tem-se as usinas termelétricas, hoje a segunda maior fonte em termos de capacidade instalada.

As usinas hidrelétricas com reservatório e termelétricas têm capacidade de estocar seu recurso primário, sendo que a água armazenada pode ser vista como uma espécie de combustível. Dessa maneira, apesar de não ter um custo associado à sua utilização, a água tem um custo relacionado à quanto ela pode diminuir o uso de termelétricas no futuro com base principalmente em projeções de afluência. Nota-se isso ocasiona a dependência entre decisões tomadas ao longo do tempo.

¹ Conectadas no SIN.

Ressalta-se que a capacidade de armazenamento dos reservatórios é limitada e a água futura que chegará aos reservatórios é desconhecida. Esta problemática é conhecida na literatura como dilema do operador e se sugere a referência de Finardi (2003) para maior contextualização. Agregado a este problema também existe o acoplamento espacial das usinas hidrelétricas, onde a presença de usinas no mesmo rio faz com que a operação de uma usina acima na cascata (montante) tenha impacto na operação das usinas abaixo (jusante).

Dada as características citadas, o planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional (SIN) é uma tarefa complexa e por isso a estratégia de solução envolve a desagregação do problema. Atualmente no desenho de mercado de energia no país, o despacho² das usinas hidrelétricas e termelétricas é feito de forma centralizada com base em uma sofisticada cadeia de modelos matemáticos de otimização. Em conjunto, estes modelos visam obter uma decisão que minimize o custo de geração com termelétricas, mas que ao mesmo tempo considere a disponibilidade do recurso hidráulico no presente e no futuro, de forma a se fazer o melhor uso da água e evitar a escassez de energia. Além disso, o despacho é sujeito à uma série de restrições que devem ser atendidas.

A entidade responsável por realizar o despacho das usinas é o Operador Nacional do Sistema (ONS), que utiliza os modelos computacionais desenvolvidos pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL). Outra entidade relevante ao setor é a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) que calcula o preço da energia elétrica, chamado de preço de liquidação das diferenças (PLD). O SIN é subdividido em 4 submercados e o preço é definido para cada um deles. Para isso, são utilizados os mesmo dados de entrada do ONS, porém com o custo marginal de operação limitado por um piso e um teto e sem a representação de restrições internas aos submercados, originando o PLD. Atualmente o preço é calculado em base horária e é utilizado basicamente para liquidar a diferença entre o que foi comprado/vendido e consumido/gerado pelos agentes.

O problema do planejamento da operação energética brasileiro é dividido em três etapas de diferentes escopos temporais, níveis de representação de incertezas e

² Decisão do montante de energia gerada.

graus de detalhamento do sistema. De maneira resumida, as etapas do problema de planejamento energético são mostradas na Figura 1.

Figura 1 – Cadeia de modelos.



Fonte: de Oliveira (2020)

Como pode-se observar na Figura 1, cada etapa de planejamento é feita por um modelo computacional diferente. O problema de médio prazo (MP) é realizado pelo modelo *NEWAVE*, o problema de curto prazo (CP) é resolvido pelo *DECOMP* e a etapa de programação diária (PD) é realizada pelo *DESSEM*. A execução dos modelos é feita de maneira sequencial, sendo que o problema de MP (horizonte de até 5 anos) é executado mensalmente, o problema de CP (horizonte de até 2 meses) semanalmente e o problema de PD (horizonte de até 1 semana) diariamente. Entre os modelos existe a troca de informação, onde os modelos de mais longo prazo passam a informação da condição futura para o modelo subsequente da cadeia. O acoplamento, ou coordenação, entre modelos é feito através das funções de custo futuro (FCF). O modelo que de fato define o despacho das usinas é o *DESSEM*, que calcula as metas de geração em base semi-horária para o próximo dia com base na FCF enviada do modelo *DECOMP*. Eventualmente acontecem desvios entre o que foi planejado no *DESSEM* e o despacho real, visto que muitas questões envolvendo a representação do sistema ainda não foram adicionadas ao modelo, como o *unit commitment* hidráulico, previsão determinística de demanda, geração renovável e aflúências, além de questões pontuais e adversas que podem ocorrer.

Cada modelo da cadeia de planejamento energético possui seus objetivos, características e desafios intrínsecos, sendo alvo de estudos, testes e aprimoramentos ao longos do anos. O presente trabalho é focado no problema de CP, onde o modelo considera a operação individualizada das usinas hidrelétricas e suas afluições. Além disso, este problema, que possui um horizonte de otimização de dois meses, possui discretização semanal para o primeiro mês e mensal para o segundo. Em relação à consideração da incerteza, ela é incorporada na representação de cenários de vazão, sendo que no primeiro vez é considerado uma vazão determinística para cada usina e no segundo mês são utilizados vários cenários de afluição. Como objeto de análise é utilizada uma representação equivalente da operação do SIN conforme o que se tem implementado no modelo *DECOMP*. Além disso, são utilizados os dados oficiais do modelo disponibilizados pela CCEE.

A representação mais aprimorada das hidrelétricas é benéfica visto que se aproxima mais da operação real. Além disso, é inerente às usinas hidrelétricas, bem como a todos os elementos do sistema, a inclusão de restrições que limitam sua operação. Estas restrições têm como objetivo garantir a operação segura, não só do ponto de vista do sistema elétrico, mas da sociedade como um todo. Além disso, os empreendimentos hidráulicos muitas vezes compartilham o uso do mesmo rio com outras partes que possuem diferentes propósitos, como o abastecimento às comunidades, navegabilidade, irrigação e mesmo outras usinas.

Dessa forma, diversas restrições de caráter elétrico, operativo e ecossistêmico podem ser representadas de maneira mais precisa, a nível de usina. As restrições elétricas podem envolver o fluxo entre submercados e a geração das usinas hidrelétricas e hidráulicas, já as restrições operativas envolvem somente a operação das hidrelétricas, podendo considerar volumes, turbinamentos, defluências, entre outros. Estas restrições são definidas por diversas entidades como o próprio ONS, a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) e outros órgãos. De maneira geral, estas restrições e seus limites independem da condição inicial das usinas, que à priori não é conhecido. Questões conjunturais específicas, como longos períodos de seca ou de muita chuva, podem levar à alteração dos limites por período determinado.

Dependendo da condição inicial e dos limites impostos pelas restrições, o sistema pode não ter recursos para atendê-las. No problema matemático de

otimização isto é um empecilho, pois o não atendimento à alguma restrição imposta causa inviabilidade na solução, ou seja, não é possível encontrar um ponto de operação viável. Para contornar esta condição, diversas abordagens podem ser realizadas, como o uso de cortes de viabilidade, a relaxação nos limites das restrições, o uso de variáveis de folga, entre outros. Além disso, as inviabilidades também podem acontecer devido ao método de solução que desacopla o problema por estágios.

No modelo *DECOMP*, para viabilizar o atendimento das restrições elétricas e operativas, são empregadas variáveis de folgas associadas a um elevado custo de penalidade, conhecido como “Big M”. Este elevado custo tem o objetivo de sinalizar ao problema de otimização que a restrição não pode ser violada, entretanto, seu uso é necessário para viabilizar a solução do problema em casos que não seja possível fazer seu atendimento. Existem dois momentos que as variáveis de folgas podem ser ativadas: i) durante o método de solução e ii) na simulação final.

Como o método de solução da Programação Dinâmica Dual (PDD), empregado oficialmente no *DECOMP*, faz a decomposição do problema em estágios, nas primeiras iterações podem ser tomadas decisões ruins (demasiado uso do recurso hidráulico nos primeiros estágios), uma vez que há pouca informação de custo futuro. Estas decisões podem fazer com que nos estágios subsequentes variáveis de folga tenham que ser ativadas para fazer o atendimento às restrições. Na construção das políticas operativas o custo associado à utilização das variáveis de folga é incluso e com base nesta penalização a operação dos períodos passados é ajustada ao longo das iterações. Com isso, caso seja possível, as restrições violadas tendem a ser atendidas nos estágios futuros.

Após a convergência do método de solução é realizada a etapa de simulação, onde é obtido um ponto de operação com base nas políticas operativas construídas. Neste caso, caso haja alguma restrição violada, o modelo *DECOMP* reporta a não-convergência do método de solução e uma lista com as restrições violadas. Desta forma, o modelo não aceita pagar penalidades para que alguma restrição seja atendida.

Uma vez identificadas as inviabilidades, é necessário se realizar a relaxação dos limites das respectivas restrições. No Programa Mensal da Operação (PMO) e suas revisões, o ONS é responsável por avaliar e realizar as flexibilizações necessárias para convergência do modelo. Entretanto, não há um processo padrão

para realizar os tratamentos e o ONS se utiliza do seu *know-how* para o devido procedimento, de forma que as alterações realizadas apresentem a menor discrepância com a operação real. Usualmente, as violações na simulação final ocorrem na etapa mensal, que por ser estocástica, pode possuir cenários extremos, tanto de alta quanto de baixa afluência. É importante destacar que ao se relaxar uma restrição da etapa mensal (probabilística) ela é alterada para todos os cenários.

De maneira geral, as restrições elétricas e operativas no modelo *DECOMP* são consideradas restrições “hard”, ou seja, não podem ser violadas na etapa de simulação. Outra maneira de se considerar as restrições é do tipo “soft”, onde o não atendimento à uma restrição é aceita mediante o pagamento de penalidade. Este custo de penalidade é inserido no custo total do modelo e afeta diretamente o despacho e o cálculo do CMO.

A consideração de restrições do tipo “soft” é interessante visto que não é necessário se realizar a relaxação de uma restrição inviável, processo que não é automatizado e demanda de análises para ser realizado. Além disso, no âmbito da Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico (CPAMP) vem sendo discutido e analisado o uso do modelo *NEWAVE* híbrido, onde a operação das hidrelétricas é discretizada nos primeiros meses. Se as restrições no *NEWAVE* forem do tipo “hard”, seria oneroso de se realizar o tratamento de inviabilidades, visto o tamanho do espaço amostral utilizado para representar as afluências e que a relaxação de uma restrição pode descaracterizar o problema.

Em relação às afluências, o modelo oficial considera uma previsão determinística e em base semanal para o primeiro mês e estocástica e em base mensal para o segundo mês. A previsão de vazões é de responsabilidade do ONS e para cada aproveitamento do SIN é atribuída uma árvore de cenários que é gerada a partir de uma previsão de precipitação conjunta. Esta previsão é obtida a partir de diversos mapas de chuva e utiliza uma metodologia que vem sendo aprimorada ao longo do tempo pelo ONS e CCEE.

1.1 OBJETIVOS

Os objetivos deste trabalho são centrados em dois pontos: i) incorporação de variáveis de folga do tipo “soft” para as restrições elétricas e operativas e ii) concepção

de uma árvore de cenários com incerteza a partir da segunda semana operativa e aversão ao risco.

No que se refere ao ponto i), um ponto crucial na consideração de restrições “soft” é em relação ao valor de penalidade associado às folgas das restrições. Ao se considerar valores muito baixos de folga, o modelo de otimização pode ver benefício em ativá-las em detrimento de atender a restrição com os elementos que de fato à compõe. Por outro lado, penalidade muito elevadas podem fazer com que a solução do modelo possua um elevado CMO, veja benefício em ativar um “déficit preventivo”. Desta forma, são realizadas diversas sensibilidades no tocante ao nível de penalidade das folgas das restrições elétricas e operativas.

Em relação ao ponto ii), apesar de serem utilizados diversos cenários de precipitação na construção da árvore de cenários do modelo oficial, eles são combinados em apenas uma previsão conjunta que gera uma previsão de vazão determinísticas para o primeiro mês. Com base nisso, propõe-se obter diversos cenários de afluência gerados a partir das mesmas premissas utilizadas na construção da árvore do modelo oficial, inclusive do segundo mês, utilizando as previsões de precipitação de maneira individual. Os cenários são arrançados em uma única árvore de cenários que os representa de maneira explícita a partir da segunda semana.

Existem diversas formas de se analisar as políticas operativas construídas, e neste trabalho será feita através da análise dos resultados da etapa de simulação, após a convergência do modelo, analisando os resultados obtidos na primeira semana de operação. Além disso, os pontos levantados no início desta subseção podem ser combinados e a análise ser feita de maneira conjunta. As análises conduzidas são feitas com base nos dados de entrada oficiais do modelo *DECOMP*, abrangendo o período seco de 2021 (05/2021 a 10/2021). São realizados estudos de duas maneiras: i) casos pontuais; ii) casos em horizonte rolante.

Os objetivos principais do estudo são:

- Analisar o impacto no despacho ao se considerar diferentes níveis de penalidade para as folgas das restrições;
- Avaliar o efeito da incorporação de uma árvore de cenários com incerteza a partir da segunda semana, inclusive com aversão ao risco.

As análises se concentram no despacho do sistema em si e na evolução da energia armazenada (EAR) para o estudo de horizonte rolante.

Os objetivos secundários do trabalho são:

- Implementar um modelo de otimização que resolva o problema de otimização de curto prazo empregando as principais características do modelo *DECOMP* e capaz de considerar uma árvore de cenários mais complexa.
- Obter cenários de vazão a partir de mapas de precipitação utilizando as premissas oficiais.

2 MODELAGEM DO SISTEMA

Este capítulo visa detalhar a representação do sistema elétrico considerado no planejamento energético de curto prazo brasileiro (DINIZ et al., 2018). A primeira seção descreve a formulação dos elementos do sistema e a conjuntura a qual estão submetidos. A segunda seção mostra como os dados de entrada que compõe o estudo são adquiridos. Na terceira seção é mostrado a formulação completa do problema de planejamento energético de curto prazo.

2.1 ELEMENTOS DO SISTEMA

Nas próximas seções são apresentados os elementos mais relevantes do sistema hidrotérmico no contexto do planejamento de curto prazo. Todas as formulações e aproximações têm o objetivo de manter o problema matemático de otimização contínuo e linear, garantindo a convexidade do problema.

2.1.1 Usinas hidrelétricas

As hidrelétricas são os elementos geradores mais representativos do sistema brasileiro, com capacidade instalada de cerca de 60%. Elas desempenham papel fundamental para a segurança energética do país, pois podem estocar água em regimes plurianuais. Também prestam diversos serviços ancilares, principalmente na rápida resposta quando há variação na demanda e no controle primário e secundário após um evento de falta no sistema. As unidades hidráulicas basicamente aproveitam o desnível entre dois pontos de um segmento de rio no qual a água que passa no conduto forçado da usina gira uma turbina acoplada à um gerador, gerando energia elétrica.

No contexto do planejamento curto prazo, a operação das hidrelétricas é feita de maneira a apenas se considerar uma unidade geradora (UG). Dessa forma, todo o conjunto de UGs é representado por uma equivalente. Essa simplificação reduz de forma considerável a dimensão do problema.

Em relação ao tipo de reservatório, as usinas podem ser catalogadas como usinas com regularização ou usinas fio d'água. As usinas com regularização são

capazes de armazenar água com o intuito de utilizá-la em períodos futuros ao contrário das usinas fio d'água.

As variáveis modeladas para as hidrelétricas são apresentadas a seguir:

(i) Potência gerada:

$$\underline{H}_{ph} \leq ph_{ph} \leq \overline{H}_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (1)$$

onde,

H : conjunto de usinas hidrelétricas;

h : usinas hidrelétricas pertencente ao conjunto H ;

ph_{ph} : geração (MW) da usina hidrelétrica h no período p ;

$\underline{H}_{ph}, \overline{H}_{ph}$: limites mínimo e máximo de geração (MW) da usina h no período p .

Caso o reservatório não possua capacidade de geração os limites são nulos. A unidade de geração é o megawatt (MW).

(ii) Volume útil:

$$\underline{V}_{ph} \leq v_{ph} \leq \overline{V}_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (2)$$

onde,

v_{ph} : armazenamento (hm^3) da usina h no período p ;

$\underline{V}_{ph}, \overline{V}_{ph}$: limites mínimo e máximo de armazenamento (hm^3) da usina h no período p .

Caso a usina seja a fio d'água os limites são nulos.

(iii) Turbinamento:

$$\underline{Q}_{ph} \leq q_{ph} \leq \overline{Q}_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (3)$$

onde,

q_{ph} : turbinamento (m³/s) da usina h no período p ;

$\underline{Q}_{ph}, \overline{Q}_{ph}$: limites mínimo e máximo de turbinamento (m³/s) da usina h no período p .

(iv) Vertimento:

$$0 \leq s_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (4)$$

onde,

s_{ph} : vertimento (m³/s) da usina h no período p .

(v) Defluência:

$$\underline{D}_{ph} \leq d_{ph} \leq \overline{D}_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (5)$$

onde,

d_{ph} : defluência (m³/s) da usina h no período p ;

$\underline{D}_{ph}, \overline{D}_{ph}$: limites mínimo e máximo de defluência (m³/s) da usina h no período p .

(i) Desvio da usina:

$$\underline{DV}_{ph} \leq dv_{ph} \leq \overline{DV}_{ph}, \quad \forall h \in H \quad (6)$$

onde,

dv_{phd} : desvio (m^3/s) da usina h no período p ;

$\underline{DV}_{ph}, \overline{DV}_{ph}$: limites mínimo e máximo de desvio (m^3/s) da usina h no período p .

2.1.1.1 Função de produção hidrelétrica

A capacidade de transformação da água em energia elétrica é função da queda líquida (h_{liq}), da quantidade de vazão turbinada pela usina e do rendimento da usina (η). Diversos trabalhos como Finardi (2003); Diniz e Maceira (2008); Diniz (2008); Fredo, Finardi e de Matos (2019) mostram em detalhes as variáveis, formulações e problemáticas envolvidas no cálculo da função de produção hidrelétrica das usinas. A seguir, um breve resumo deste processo será explicado.

A queda líquida da usina é a diferença entre a cota de montante e cota de jusante, descontando-se perdas. Estas cotas são representadas através de curvas obtidas através de estudos de campo. Elas são modeladas como polinômios e no Brasil geralmente são de quarto grau (DOS SANTOS, 2010). A função de cota montante depende do volume armazenado no reservatório e a cota jusante é função da defluência da usina. No processo da obtenção da queda líquida, da subtração destas duas cotas ainda entra uma parcela a ser abatida referente às perdas hidráulicas, que é função do turbinamento.

Por último, o valor de rendimento de todo o processo para se transformar energia potencial em energia elétrica é considerado. O rendimento total é o produto do rendimento elétrico do gerador e dos rendimentos hidráulicos e mecânicos da usina. Na maioria das modelagens apenas o rendimento hidráulico é considerado. Em geral, o rendimento hidráulico é função do turbinamento e da queda líquida e é representado por um polinômio de ordem dois.

A função de produção hidrelétrica (FPH) é o polinômio resultante do produto destes três componentes apresentados. Na formulação apresentada, a FPH é um polinômio de alta ordem não-linear e não-convexo, envolvendo as variáveis v , q , e s .

Para assegurar convexidade, essa FPH é linearizada e aproximada por um conjunto de funções lineares por partes. Os hiperplanos asseguram a convexidade da

função dado o *range* para qual foram construídos. A formulação da FPH empregada neste trabalho é baseada na minimização da soma dos erros quadráticos em relação à FPH não-linear (MUHLEN, 2019). A formulação é apresentada a seguir:

$$ph_{ph} \leq CP_{0g}q_{ph} + CP_{1g}vm_{ph} + CP_{2g}s_{ph} + CP_{3g}, \forall h \in H, g \in G \quad (7)$$

onde,

G : conjunto de hiperplanos calculados para a usina h no período p ;

g : hiperplano pertencente à G ;

CP_{0g}, \dots, CP_{3g} : constantes relacionadas ao hiperplano g ;

vm_{ph} : volume médio da usina h no período p .

Outra representação de FPH comumente utilizada é a chamada produtividade constante, onde a geração é uma função linear dependente apenas do turbinamento. O coeficiente linear pode ser estimado com base no histórico de operação. A forma geral desta FPH é dada por:

$$ph_{ph} = CP_2q_{ph} \quad (8)$$

A partir de agora, a formulação por funções lineares por partes será chamada simplesmente de FPH e a outra por produtividade constante. Apesar de matematicamente ser mais simplificada, a utilização da produtividade constante pode ser justificada para uma dada usina (LARROYD, 2016). Além disso, a FPH pode trazer inviabilidades para a resolução do problema pois a constante associada ao vertimento é negativa e uma combinação entre os outras variáveis pode causar uma potência negativa. Nos modelos oficiais, o curto prazo e a programação diária utilizam a FPH. No modelo implementado nesta dissertação ambas as representações foram utilizadas, com preferência pela FPH. Caso a FPH venha a apresentar inviabilidades, é utilizado a modelagem por produtividade constante.

2.1.1.2 Restrição de balanço hídrico

Na modelagem do problema de planejamento hidrotérmico é adicionada uma restrição de balanço hídrico para cada usina hidrelétrica do sistema. Essa restrição representa a lei de conservação da massa d'água, e assegura que o volume de um reservatório ao final do período seja igual ao volume inicial somado pela diferença entre as vazões afluentes e vazões defluentes.

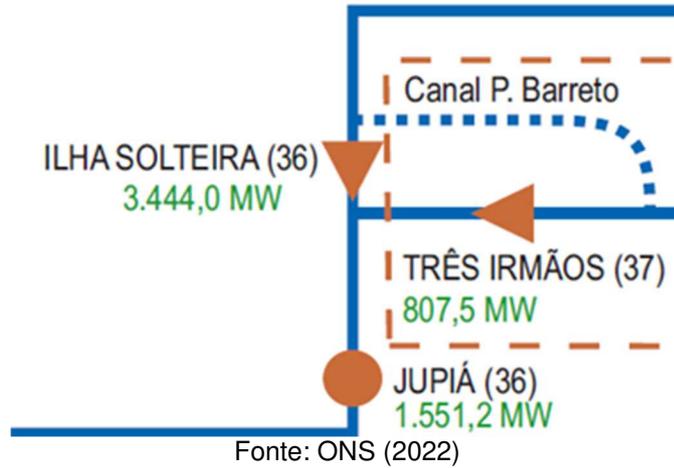
Uma característica importante do parque gerador brasileiro é a presença de diversas usinas hidrelétricas em cascata, ou seja, a água que deflui de uma usina pode ser aproveitada pela usina posicionada abaixo do leito do rio. A Figura 2 ilustra esta particularidade com base na bacia do Grande.

Figura 2 – Usinas hidrelétricas em cascata.



Na equação de balanço hídrico também são incluídos os desvios que existem em alguns aproveitamentos do SIN. A Figura 3 mostra o desvio existente na vazão afluente do reservatório Três Irmãos (canal Pereira Barreto), onde parte dela pode ser desviada e aproveitada pela usina de Ilha Solteira.

Figura 3 – Canal Pereira Barreto.



A equação de balanço hídrico é dada por unidades volumétricas (hm^3), e as variáveis de afluência e defluência são dadas em vazão (m^3/s). Desta forma, é necessário converter estas variáveis para unidades de volume. A equação geral de balanço hídrico é dada por:

$$v_{p-1h} + KCte_p[y_{ph}] + \sum_{m \in M} KCte_p[q_{pm} + s_{pm}] + \sum_{m \in D_a} KCte_p[dv_{pm}] = v_{ph} + KCte_p[q_{ph} + s_{ph}] + \sum_{m \in D_d} KCte_p[dv_{pm}], \forall h \in H \quad (9)$$

onde,

M : conjunto de usinas à montante do reservatório h ;

D_a : conjunto de usinas com desvio para o reservatório h ;

D_d : conjunto de usinas com desvio do reservatório h ;

m : usina que recebe/deflui do/para reservatório h através de desvio;

y_{ph} : vazão incremental da usina h no período p ;

K_{Cte} : constante de conversão de vazão (m^3/s) para volume (hm^3) durante o período p .

2.1.2 Usinas termelétricas

As termelétricas têm papel fundamental no SIN, já que complementam a geração hidráulica e ajudam a controlar o nível dos reservatórios. As termelétricas convencionais geram energia elétrica a partir da queima de combustíveis (gás natural, petróleo, carvão, biomassa) onde dentro de caldeiras aquecem a água até adquirir alta pressão acionando a turbina ao qual está acoplado o gerador (FLYNN, 2003). As usinas nucleares, que são um tipo de termelétrica, geram o vapor d'água através da fissão de combustíveis nucleares.

Na modelagem de curto prazo o custo de despacho de uma usina termelétrica é dado pelo seu custo variável unitário (CVU). Esse valor é constante e representa o custo para se gerar 1MWh a mais, independentemente do valor de despacho da usina. Sendo assim, o custo total de despacho de uma termelétrica é dado por:

$$C_{pf} = CVU_f \cdot pf_{pf} \cdot h_p \quad (10)$$

onde,

pf_{pf} : geração (MW) da usina termelétrica f no período p ;

C_{pf} : custo de despacho (\$) total da termelétrica f no período p ;

CVU_f : CVU ($\frac{\$}{MWh}$) da termelétrica f .

h_p : duração (h) do período p .

Note que na formulação da equação (10) o CVU é dado por MWh, logo para se ter o custo total do despacho no período p é necessário multiplicar C_{pf} pelo número de horas do período. Um aspecto relevante da modelagem é a inflexibilidade das usinas termelétricas, que é um valor mínimo de geração independentemente do seu CVU. É importante salientar que os valores de potência mínima e máxima são

ponderados pela disponibilidade de cada usina. Sendo assim, a variável de geração termelétrica possui os seguintes limites:

$$\underline{F}_{pf} \leq pf_{pf} \leq \overline{F}_{pf}, \forall f \in F \quad (11)$$

onde,

$\underline{F}_{pf}, \overline{F}_{pf}$: potência mínima e máxima (MW) da termelétrica f no período p .

2.1.3 Subsistemas

Dentro do SIN, as unidades de geração e cargas estão espalhadas por todo o sistema, que é de grande porte e possui milhares de barras e linhas de transmissão. A fim de obter os melhores aproveitamentos energéticos, importantes usinas hidrelétricas foram construídas em regiões com alto nível afluências e/ou capacidade de armazenamento, muitas vezes longe dos centros de consumo. Com isso, um sofisticado sistema de transmissão foi construído com o objetivo de interligar eletricamente praticamente todo o território brasileiro.

Para fins computacionais, o modelo de curto prazo oficial simplifica a rede elétrica de forma a considerar grandes áreas de geração e consumo nomeadas como submercados (SM). Neste contexto, as usinas e cargas do SIN são concentradas em quatro submercados: Sul (S), Sudeste/Centro-Oeste (SE/CO), Norte (N) e Nordeste (NE), que representam as regiões geográficas do país. As usinas e cargas são conectadas nos SMs utilizando uma modelagem de barra única. Os subsistemas são interconectados, representando os intercâmbios de energia existentes entre eles, que é uma simplificação da rede de transmissão.

Em cada subsistema existe a geração das usinas renováveis, que são agregadas em blocos de valor único pré-estabelecido pelo operador com base em diversos estudos e modelos de previsão. Desta forma, da demanda total de cada submercado é abatido o valor da geração das renováveis. Esta simplificação visa possibilitar a redução da dimensão do problema, visto que a previsão de geração

renovável poderia ser modelada por diversos cenários. A variável de geração renovável é dada por:

$$pr_{ps} = R_{ps} \quad \forall s \in S \quad (12)$$

onde,

S : conjunto de subsistemas;

s : subsistema pertencente ao conjunto S ;

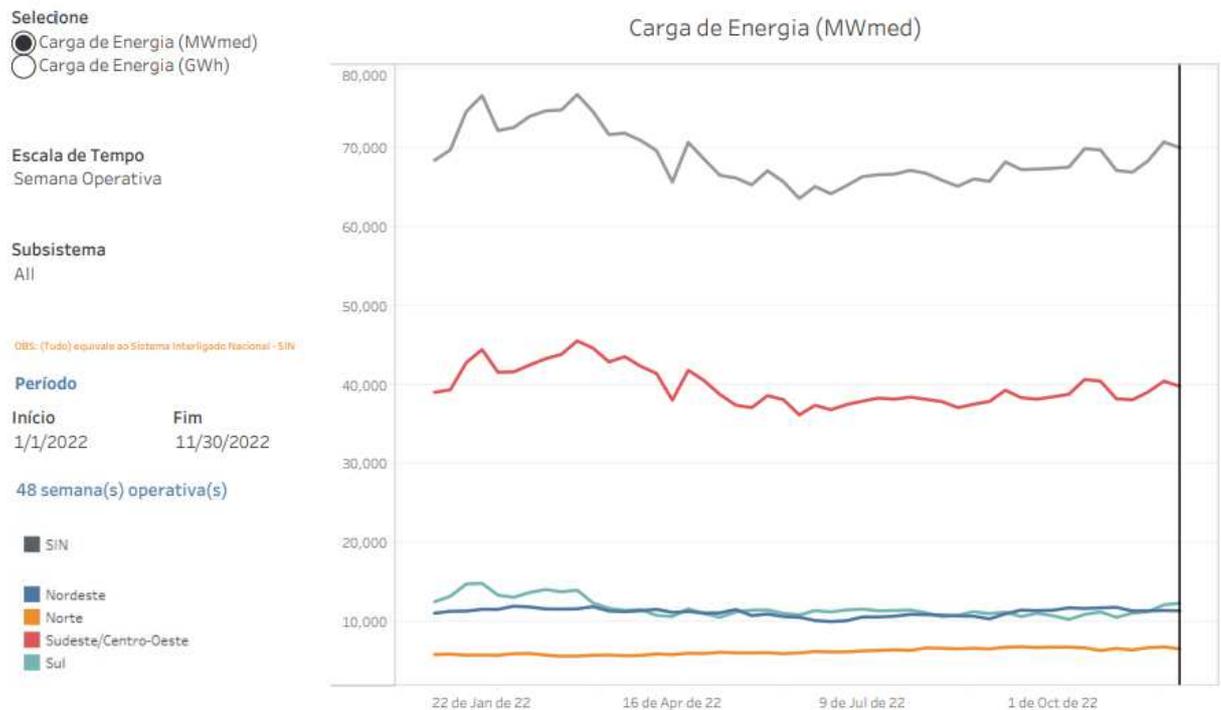
pr_{ps} : geração (MW) renovável do subsistema s no período p ;

R_{ps} : valor determinístico de geração renovável (MW) do submercado s no período p .

Além dos 4 submercados, a modelagem do problema considera outros três nós no sistema: o nó fictício Imperatriz (FC), que representa a interligação dos submercados SE/N/NE, o nó Ivaiporã (IV), onde é conectado o gerador de 60Hz de Itaipu e um nó referente à carga do Paraguai (ANDE).

De maneira geral, o subsistema SE/CO é o que apresenta maior demanda, seguido pelo NE e S, que têm demandas de mesma ordem. O subsistema N tem a menor carga. A curva de demanda média no período de 01/2021 a 11/2022 é mostrado na Figura 4. Essa imagem mostra a participação de cada subsistema na demanda total do SIN.

Figura 4 – Composição por submercado da demanda do SIN no período 01/2022 a 11/2022.



Fonte: ONS (2022)

2.1.4 Intercâmbios

As conexões entre os submercados possibilitam o escoamento de geração remanescente de um submercado para outro. Nos modelos de curto prazo, os intercâmbios são representações simplificadas do sistema de transmissão. Estas conexões de intercâmbio não possuem perdas de transmissão, entretanto elas são estimadas e incorporadas ao problema na forma de um acréscimo de demanda.

Os intercâmbios de energia entre submercados possuem valor limitado, caracterizado por estudos do operador e são sujeitos a restrições elétricas especiais. Essas restrições buscam emular situações relacionadas à estabilidade do sistema, devido a problemas de transmissão e sobrecarga. Na ocorrência de um submercado ficar com geração excedente de energia e não ter capacidade de escoá-la, há o descolamento do custo marginal de operação neste subsistema.

As variáveis de intercâmbio são dadas por:

$$\underline{I}_{pi} \leq pi_{pi} \leq \overline{I}_{pi}, \forall i \in I \quad (13)$$

onde,

I: conjunto dos intercâmbios;

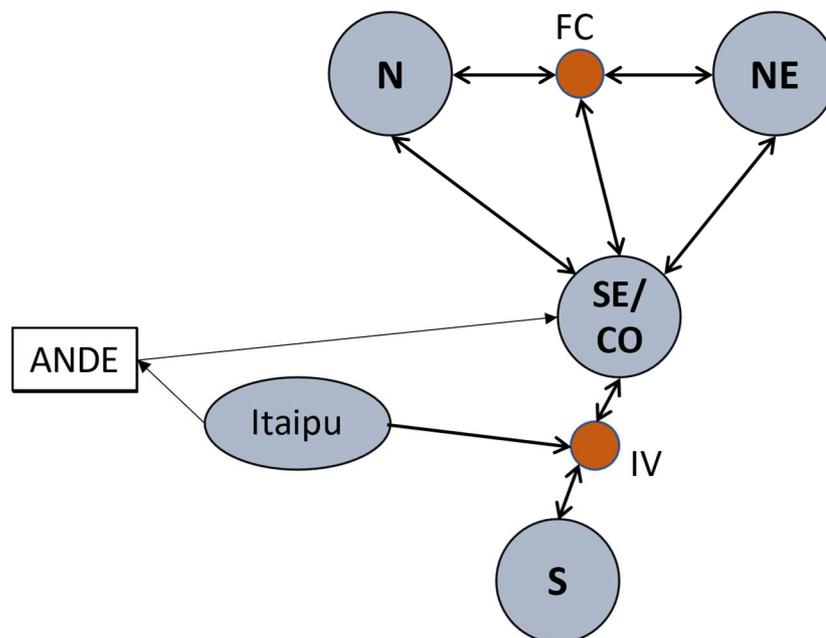
i : intercâmbio pertencente ao conjunto I;

pi_{pi} : fluxo (MW) do intercâmbio i no período p ;

$\underline{I}_{pi}, \overline{I}_{pi}$: limites mínimo e máximo (MW) do intercâmbio i no período p .

A Figura 5 mostra a topologia do sistema, com a disposição dos submercados, nós e suas interligações.

Figura 5 – Representação da topologia do sistema de curto prazo.



Fonte: elaborado pelo autor

Na imagem acima percebe-se que, a não ser pelos intercâmbios que envolvem Itaipu, todos os intercâmbios de energia são bidirecionais. Além disso, a geração excedente do nó ANDE é injetada no submercado SE/CO.

2.1.5 Déficit de energia

Para cada submercado é modelado uma usina termelétrica fictícia que representa o déficit de energia. Como o sistema não tem capacidade de atender a demanda total apenas com termelétricas, em períodos secos e com baixo armazenamento pode ocorrer o não suprimento da carga com o parque gerador disponível. Desta forma, essa variável tem o papel de viabilizar a solução do problema. Como o déficit é modelado como uma termelétrica fictícia, deve-se atribuir um valor CVU, ao qual é dado pela valorização monetária do impacto na sociedade ao se ter uma situação de déficit de energia.

O déficit é limitado pelo valor da demanda do submercado para aquele determinado período:

$$pd_{ps} \leq pl_{ps} \quad \forall s \in S \quad (14)$$

onde,

pd_{ps} : variável de déficit do submercado s no período p ;

pl_{ps} : demanda do submercado s no período p .

O custo de déficit é dado por:

$$Cd_{ps} = Cdef \cdot pd_{ps} \cdot h_p \quad (15)$$

onde,

pd_{ps} : déficit (MW) do submercado s no período p ;

Cd_{ps} : custo total de déficit do submercado s no período p ;

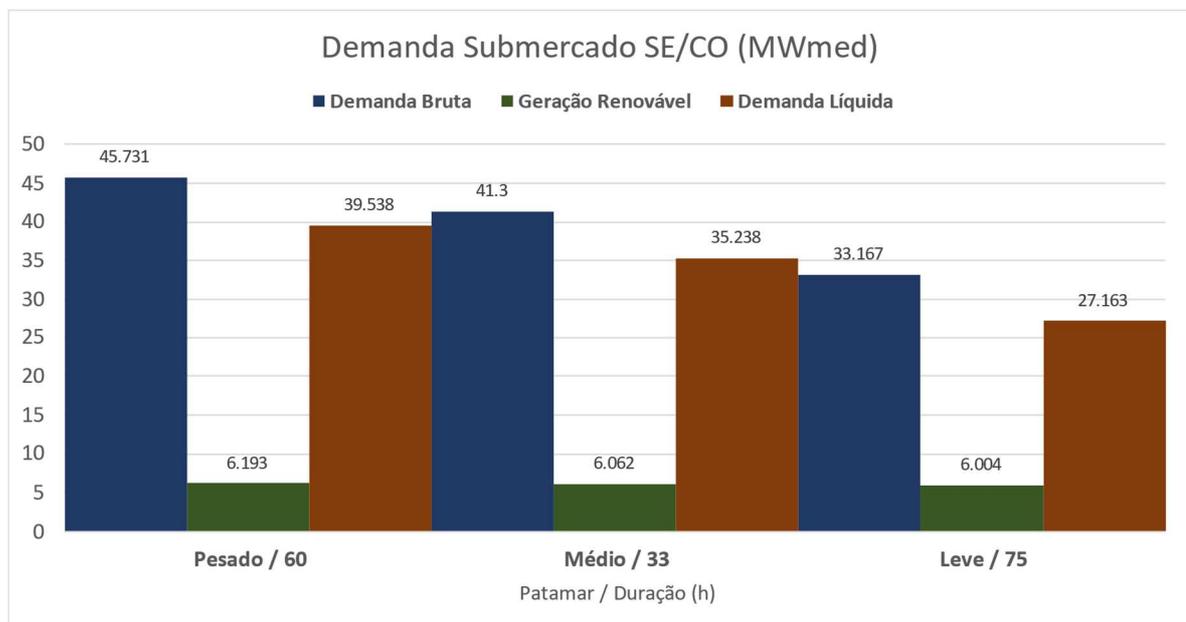
$Cdef$: custo de déficit ($\frac{\$}{MWh}$);

2.1.6 Representação da demanda

O perfil de demanda de cada submercado varia ao longo do dia de forma intermitente. Para emular esta variação, os modelos de curto prazo utilizam uma abordagem por patamares de carga não sequenciais. Por exemplo, no SIN são considerados os patamares de carga leve, médio e pesado e são definidos por uma amplitude e duração no tempo específica.

A Figura 6 mostra o perfil de demanda bruta, geração renovável e demanda líquida (geração bruta subtraída da geração renovável) discretizado em patamares de carga para a primeira semana do PMO de 05/2021, ao qual possui 168 horas de duração.

Figura 6 – Demanda do SM SE/CO na primeira semana do PMO-052021.



Fonte: elaborado pelo autor

A discretização da demanda em diferentes níveis de carga, faz com o despacho hidrotérmico seja feito para cada patamar. Dessa forma, outras variáveis também são modeladas por patamar de carga, como as variáveis de potência, turbinamento, vertimento, defluência, desvio, intercâmbios e geração renovável.

2.1.7 Atendimento à demanda

Para cada submercado e patamar de carga existe uma restrição de balanço de potência, onde a demanda deve ser atendida em respectivo parque gerador mais

os intercâmbios de energia. A formulação matemática do atendimento à demanda para cada patamar de carga l é dada por:

$$\sum_{h \in H_s} ph_{plh} + \sum_{f \in F_s} pf_{plf} + pr_{pls} + pd_{pls} + \sum_{i \in I_e} pi_{pli} - \sum_{i \in I_i} pi_{pli} = pl_{pls} \quad \forall s \in S \quad (16)$$

onde,

l : patamar de carga;

ph_{plh} : geração (MW) da usina hidrelétrica h no período p e no patamar l ;

H_s : conjunto das hidrelétricas pertencentes ao submercado s ;

pf_{plf} : geração (MW) da usina termelétrica f no período p e no patamar l ;

F_s : conjunto das termelétricas pertencentes ao submercado s ;

pr_{pls} : geração (MW) renovável no período p do submercado s e patamar l ;

pd_{pls} : déficit (MW) no período p do submercado s e patamar l ;

pi_{pli} : fluxo (MW) do intercâmbio i no período p e no patamar l ;

pl_{pls} : carga (MW) do submercado s no período p e patamar l ;

I_i : conjunto de intercâmbios importadores ao submercado s ;

I_e : conjunto de intercâmbios exportadores ao submercado s .

2.1.8 Restrições elétricas e hidráulicas operativas

No problema de curto prazo, a modelagem individualizada das usinas hidrelétricas traz consigo a incorporação de uma série de restrições operativas relacionadas a requerimentos de vazões e volumes mínimos e máximos de reservatórios. Além disso, outras dinâmicas que envolvem a operação do SIN podem ser representadas através de restrições elétricas. Dessa forma, diversas restrições de caráter hidráulico e elétrico são adicionadas na modelagem do problema. Estas restrições podem ser do tipo simples ou compostas, envolvendo apenas uma variável de um elemento, ou mais variáveis de um ou mais elementos. As restrições podem ser classificadas em fixas ou temporárias e podem ser sazonalizadas.

Restrições elétricas podem envolver questões da operação das hidrelétricas, como zonas proibidas de operação que provoquem vibração excessiva, cavitação, entre outros. Estas informações geralmente são disponibilizadas pelo agente dono do empreendimento. Restrições elétricas também são obtidas através estudos conduzidos pelo ONS, onde os limites aplicados às restrições são definidos de acordo com critérios de segurança estabelecidos nos Procedimentos de Rede (ONS, 2022). O foco das análises do operador é em questão ao desempenho das interligações em regime permanente e dinâmico, buscando definir as mínimas e máximas transferências de energia entre os subsistemas. Estas restrições podem envolver a geração de hidrelétricas, termelétricas e intercâmbios. Um exemplo é a restrição elétrica Fluxo Norte-Sul (FNS), dada pela soma da geração das hidrelétricas de Lajeado e Angical e do intercâmbio “FC-SE”.

As restrições hidráulicas operativas podem ser relacionadas aos volumes ou às vazões defluentes das hidrelétricas. Essas restrições podem ser definidas pelos próprios agentes, por estudos do operador em conjunto com outros órgãos, como a ANA e por questões de regulamentação. Estas restrições podem ser relaxadas perante análises da política operativa para atendimento do SIN. Para as usinas com reservatório e que não sejam de cabeceira existem restrições de defluência mínima baseada em uma porcentagem da vazão histórica mínima. As restrições operativas existentes podem envolver: volume útil, defluência, turbinamento, vertimento, desvio e vazão bombeada.

Sendo restrições elétricas ou operativas, sua inserção no problema de despacho hidrotérmico pode acarretar inviabilidades devido ao estado do sistema. Para ilustrar esta situação, considera-se que uma usina tenha defluência mínima de $100\text{m}^3/\text{s}$, porém seu volume inicial é 0hm^3 e suas vazões afluentes somam $50\text{m}^3/\text{s}$. Desta forma, não é possível atender a restrição de defluência mínima. Na modelagem aplicada neste trabalho, para as restrições elétricas e operativas são adicionadas uma inequação e uma variável extra. A variável de folga tem o objetivo de viabilizar a solução em casos como o que foi apresentado. A inequação (17) serve para limitar o valor da folga. Além disso, na função objetivo é adicionado um custo de penalidade dado pelo produto do valor da folga e o valor da penalidade. Neste exemplo, ao equacionamento do problema de despacho é adicionada a seguinte restrição e variável de folga:

$$100 \leq d_{ph} - fg_{pr\min} \quad (17)$$

$$fg_{pr\min} \leq 100 \quad (18)$$

$$Cf_{g_{pr\min}} = fg_{pr\min} * cf_{g_{pr\min}} * h_p \quad (19)$$

onde,

$fg_{pr\min}$: folga (m³/s) da restrição operativa de defluência mínima r no período p .

$cf_{g_{pr\min}}$: custo de penalidade (\$/((m³/s)*h)) da folga de restrição operativa de defluência mínima r no período p .

$Cf_{g_{pr\min}}$: custo total de penalidade (\$) da folga da restrição operativa de defluência mínima r no período p .

As folgas possuem diferentes unidades de medida, que dependem da restrição em que estão inseridas. Assim, as folgas podem ser medidas em MW (restrições elétricas), m³/s (restrições de defluência) e hm³ (restrições de volume). Dessa forma, cada tipo de folga pode ter seu próprio custo associado.

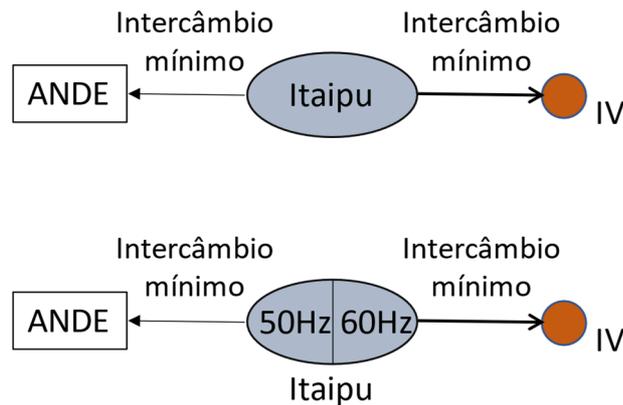
A variável de folga é penalizada na função objetivo com o intuito de ativá-la somente quando necessário. O valor desta penalização é alvo de análises deste trabalho. No modelo *DECOMP* estas restrições são consideradas do tipo *hard*, ou seja, é considerado uma penalidade de folga de valor elevado e no caso de ativação de alguma variável de folga na etapa de simulação, o modelo apresenta uma mensagem ao fim da execução sendo necessário uma relaxação nos limites da restrição para viabilizar a solução do problema.

2.1.8.1 Geração mínima de Itaipu

No problema de curto prazo brasileiro, Itaipu possui restrições de geração mínima para os geradores de 50Hz e 60Hz. Na modelagem do problema neste trabalho, essa inflexibilidade na geração é considerada através de limites mínimos para os intercâmbios Itaipu – ANDE (onde seria conectado o gerador de 50Hz) e Itaipu

- IV (gerador de 60Hz), sendo modelada através de restrições elétricas. Desta forma, Itaipu é modelada como um único gerador, porém o fluxo nestes intercâmbios reparte a geração total entre os dois conjuntos de máquinas. A Figura 7 busca ilustrar esta implementação.

Figura 7 – Representação da geração mínima de Itaipu.



Fonte: elaborado pelo autor

2.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE CURTO PRAZO

O problema de planejamento energético de curto prazo brasileiro tem como objetivo definir metas de geração para as termelétricas e hidrelétricas em um horizonte de dois meses a frente discretizado em períodos sequenciais semanais (primeiro mês) e mensal (segundo mês). Na metodologia oficial atual (CEPEL, 2022), somente a etapa mensal possui incerteza nas vazões, sendo representada por uma série finita de realizações de afluência para cada reservatório do SIN. O despacho é realizado para cada um dos períodos e considera todos os cenários de afluência. Além disso, para cada período o despacho é discretizado pelo número de patamares de carga. No problema também é considerado uma estimativa do custo de despacho para até 5 anos à frente feita com base na FCF obtida da execução do modelo de MP.

O despacho é feito com base na solução de um problema de otimização e no contexto do planejamento de curto prazo a função objetivo busca minimizar o custo total esperado dado pela soma do custo imediato (referente ao horizonte do estudo) com o custo futuro. O custo imediato é dado pelo soma do custo de operação

(associado ao custo de geração das usinas termelétricas) mais o custo das penalidades (associado às violações das restrições de folga e outras penalizações). O despacho é sujeito à uma série de restrições como mostrado nas seções anteriores.

A formulação completa do problema é mostrada a seguir:

$$\min Z_T = \sum_{t=1}^T d_t \left\{ \sum_{k \in K} p_{acc k} \left[\sum_{l=1}^{nl} dp_{il} \left(\sum_{f \in F} C_{itf} (pf_{iklf}) + \sum_{r \in R} pen_r \cdot (fg_{iklr}) \right) \right] \right\} + \theta_T \quad (19)$$

sujeito a:

Equação de atendimento a demanda:

$$\sum_{h \in Hs} ph_{tklh} + \sum_{f \in Fs} pf_{iklf} + pr_{iklr} + pd_{ikld} + \sum_{i \in le} pi_{tkli} - \sum_{i \in li} pi_{tkli} = pl_{tkls} \quad \forall t, k, l, s \in S \quad (20)$$

Balço hídrico:

$$v_{t-1, kp, h} + KCte_t [y_{ikh}] + \sum_{m \in M} \sum_{l=1}^{nl} KCte_t dp_{il} [q_{iklm} + sh_{iklm}] + \sum_{m \in Da} \sum_{l=1}^{nl} KCte_t dp_{il} [dv_{iklm}] =$$

$$v_{ikh} + \sum_{l=1}^{nl} KCte_t dp_{il} [q_{iklh} + sh_{iklh}] + \sum_{m \in Dd} \sum_{l=1}^{nl} KCte_t dp_{il} [dv_{iklm}], \quad \forall t, k, h \in H \quad (21)$$

Função de produção hidrelétrica:

$$ph_{tklh} \leq CP_{0g} q_{iklh} + CP_{1g} vm_{tkh} + CP_{2g} sh_{iklh} + CP_{3g}, \quad \forall t, k, l, h \in H, g \in G \quad (22)$$

Restrições elétricas e operativas:

$$\underline{R}_{tklr_{inf}} \leq \sum_{elem \in r_{inf}} coef_{elem} \cdot elem + fg_{tklr}, \quad \forall t, k, l, r_{inf} \in R_{inf} \quad (23)$$

$$\overline{R}_{tklr_{sup}} \geq \sum_{elem \in r_{sup}} coef_{elem} \cdot elem - fg_{tklr}, \quad \forall t, k, l, r_{sup} \in R_{sup} \quad (24)$$

Função de custo futuro:

$$\begin{aligned}\theta_T &= \sum_{k \in K} p_{acc k} \theta_{Tk} \\ \theta_{Tk} + \sum_{h \in H} cfcf_{hc} \cdot v_{Tkh} &\leq RHS_c, \forall c \in C\end{aligned}\quad (25)$$

Restrições de caixa:

$$\underline{H}_{ilh} \leq ph_{klh} \leq \overline{H}_{ilh}, \quad \forall t, k, l, h \in H \quad (26)$$

$$\underline{V}_{th} \leq v_{ikh} \leq \overline{V}_{th}, \quad \forall t, k, h \in H \quad (27)$$

$$\underline{Q}_{ilh} \leq q_{ikh} \leq \overline{Q}_{ilh}, \quad \forall t, k, l, h \in H \quad (28)$$

$$0 \leq s_{tklh}, \quad \forall t, k, l, h \in H \quad (29)$$

$$\underline{D}_{ilh} \leq d_{ikh} \leq \overline{D}_{ilh}, \quad \forall t, k, l, h \in H \quad (30)$$

$$\underline{DV}_{ilh} \leq dv_{ikh} \leq \overline{DV}_{ilh}, \quad \forall t, k, l, h \in H \quad (31)$$

$$\underline{F}_{tlf} \leq pf_{tklf} \leq \overline{F}_{tlf}, \quad \forall t, k, l, f \in F \quad (32)$$

$$pr_{tklsr} = R_{tlr} \quad \forall t, k, l, s \in S \quad (33)$$

$$\underline{L}_{tli} \leq pi_{tkli} \leq \overline{L}_{tli}, \quad \forall t, k, l, i \in I \quad (34)$$

$$pd_{tkls} \leq pl_{tkls} \quad \forall t, k, l, s \in S \quad (35)$$

onde,

C : conjunto de cortes do médio prazo;

T : número total de estágios;

t : índice do estágio;

K : conjunto de nós do estágio t ;

k : índice do nó;

nl : número de patamares de carga;

l : índice do patamar;

d_{it} : duração (horas) do estágio t ;

p_{ackk} : probabilidade acumulada do nó k ;

dp_{it} : percentual de duração do patamar l do estágio t ;

R : conjunto de restrições elétricas e operativas de limite inferior e superior;

r : índice da restrições elétricas e operativas;

R_{inf} : conjunto de restrições elétricas e operativas de limite inferior;

R_{sup} : conjunto de restrições elétricas e operativas de limite superior;

r_{inf} : restrição de limite inferior pertencente ao conjunto R_{inf} ;

r_{sup} : restrição de limite superior pertencente ao conjunto R_{sup} ;

$elem$: variável pertencente à restrição r_{inf} ou r_{sup} ;

$coef_{elem}$: coeficiente do elemento;

$\underline{R}_{tkl_{inf}}$, $\overline{R}_{tkl_{sup}}$: limites inferior e superior da restrição r

θ_T : custo futuro;

θ_{Tk} : custo futuro do nó k do estágio T ;

c : corte pertencente à C ;

RHS_c : Constante do corte c .

cf_{hc} : Coeficiente que multiplica o volume final da usina h do corte c .

Note que na equação de balanço hídrico (21) é feito uma média com base no percentual de duração do patamar das variáveis q , sh e dv . Esse procedimento é necessário visto que as variáveis v e y não são patamarizadas.

3 TÉCNICAS DE SOLUÇÃO IMPLEMENTADAS

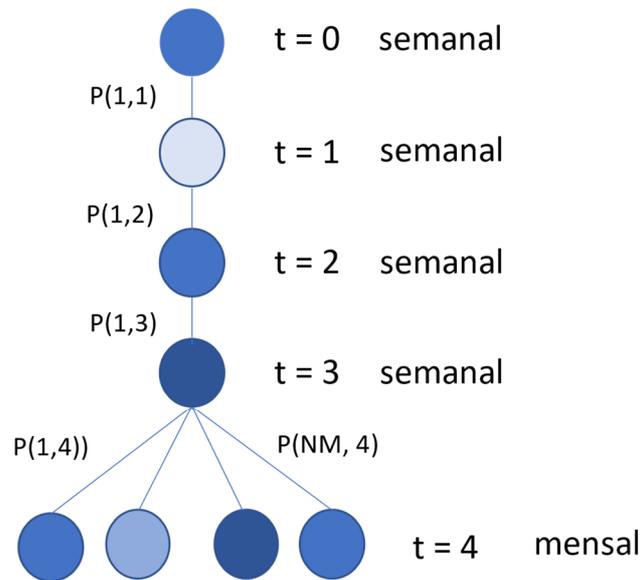
Neste capítulo é introduzido a ideia de árvore de cenários e conceitos relacionados. Na segunda seção é realizada uma breve introdução à formulação clássica de problemas de programação estocástica multiestágio e uma descrição do método de solução da Decomposição Aninhada (DA). Em relação ao problema de planejamento energético de curto prazo apresentado na seção 2.2, são discutidos na terceira seção os seguintes aspectos considerados para a resolução do problema (19) – (35): (i) a decomposição do problema, (ii) a estratégia de paralelização e (iii) a métrica de risco.

3.1 ÁRVORE DE CENÁRIOS

Primeiramente é importante salientar alguns aspectos sobre árvore de cenários, que neste caso é focada na representação empregada no modelo de curto prazo brasileiro. A árvore de cenários busca representar os cenários de afluência em problemas de múltiplos períodos de decisão, sendo que o acoplamento entre períodos é realizado pelo armazenamento das hidrelétricas. Uma estrutura genérica da árvore de cenários empregada no curto prazo³ é mostrada na Figura 8.

³ O número de semanas do primeiro mês pode variar de 1 a 6 e o número de aberturas da etapa mensal varia entre 116 e 513 (CEPEL, 2022).

Figura 8 – Estrutura da árvore de cenários de curto prazo.

**Legenda**

t: Período de otimização

P(ab, t): Probabilidade da abertura *ab* do estágio t.

NM: Nº de aberturas mensais.

Fonte: elaborado pelo autor

Cada realização da árvore de cenários é chamada de nó e cada nó possui apenas um nó raiz (exceto o primeiro estágio). Os nós da etapa mensal possuem problemas idênticos, salvo o valor da afluência. Um cenário de afluência pode ser descrito pela trajetória de afluências do período inicial ao final. Na representação em árvore de cenários, o primeiro estágio sempre é determinístico e geralmente é o que possui valor prático (DE MATOS, 2012). Na cadeia de modelos de planejamento energético brasileiro o primeiro período é o de maior interesse, já que acopla com o fim do horizonte da programação diária. Para simplificação, nesta primeira abordagem pode-se considerar que cada estágio é composto por um período. Logo, na representação da Figura 8 o problema tem 5 estágios.

3.1.1 Formulação clássica de problemas multiestágio

O problema de planejamento energético de curto prazo pode ser representado por uma formulação multiestágio genérica, que é a extensão da formulação clássica de problemas de dois estágios (SHAPIRO; DENTCHEVA; RUSZCZYNSKI, 2009;

BIRGE; LOUVEAUX, 2011). Nesse tipo de formulação, a decisão de primeiro estágio deve levar em conta todas as eventuais realizações futuras do segundo estágio. A formulação completa deste problema é mostrada em (36):

$$\begin{cases} \min z = c^T x + E_{\xi}[\min q(\omega)^T y(\omega)] \\ \text{s.a. } Ax = b \\ T(\omega)x + W(\omega)y(\omega) = h(\omega) \\ x \geq 0, y(\omega) \geq 0 \end{cases} \quad (36)$$

onde,

z : custo total do problema;

x : vetor ($n_1 \times 1$) de variáveis de decisão do primeiro estágio;

c : vetor ($n_1 \times 1$) de custos associados a x ;

A : matriz ($m_1 \times n_1$) de coeficientes que multiplicam x , associados às restrições do primeiro estágio;

b : vetor ($x \times 1$) de constantes associados às restrições do primeiro estágio;

ξ : variável aleatória;

ω : realização da variável aleatória;

$E_{\xi}[\min q^T(\omega)y(\omega)]$: custo esperado do segundo estágio dado a aleatoriedade ξ .

y : vetor ($n_2 \times 1$) de variáveis de decisão do segundo estágio, dado ω .

q : vetor ($n_2 \times 1$) de custos associados a y , dado ω .

T : matriz ($m_2 \times n_1$) de coeficientes das variáveis de acoplamento com o estágio anterior, dado ω .

W : matriz ($m_2 \times n_2$) de coeficientes que multiplicam y , associadas às restrições do segundo estágio, dado ω

h : vetor ($m_2 \times 1$) de constantes associados às restrições de igualdade e desigualdade do segundo estágio, dado ω .

A função objetivo de (36) é minimizar o custo total esperado dado pela soma das parcelas: i) multiplicação do vetor x pelo vetor de pesos c (custo do primeiro estágio) e ii) valor esperado da minimização dos problemas do segundo estágio para

cada realização ω . A função objetivo é sujeita aos conjuntos de restrições do primeiro e segundo estágio. Em relação às restrições de primeiro estágio, a matriz A traz todos os coeficientes que multiplicam as n_1 variáveis de decisão nas m_1 restrições do problema. Já o vetor b traz os valores constantes das restrições.

O acoplamento temporal entre os estágios é feito pela matriz T , que entra no equacionamento das restrições de segundo estágio e multiplica o vetor de variáveis do primeiro estágio. As matrizes W e o vetor h têm atribuições semelhantes aos elementos A e b . Em relação à incerteza, ela pode estar relacionada aos elementos $\xi=[q,T,W,h]$. Neste trabalho, a incerteza é considerada unicamente nas afluências, que são encapsuladas no vetor h .

Na prática não é possível considerar a variável aleatória de maneira contínua, sendo então discretizada em cenários. Dessa forma, outro modo de apresentar a equação (36) é ao se considerar a formulação implícita por nós, mostrada em (37). Nessa formulação, o valor esperado do segundo estágio é dado pelo somatório do produto do entre o custo de cada nó e sua probabilidade de ocorrência.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min z = c^T x + \sum_{k=1}^K p_k q^T y_k \\ s.a \ Ax = b \\ Tx + Wy_k = h_k \\ x \geq 0, y_k \geq 0 \end{array} \right. \quad (37)$$

Nas modelagens apresentadas nas equações (36) e (37), outros estágios podem ser agregados ao problema aplicando a mesma formulação de forma recursiva. Numa formulação multiestágio, a equação (36) pode ser reescrita como:

$$\min_{\substack{A_1 x_1 = b_1 \\ x_1 \geq 0}} c_1^T x_1 + E \left[\min_{\substack{T_2 x_1 + W_2 y_2 = h_2 \\ y_2 \geq 0}} c_2^T y_2 + E \left[\dots + E \left[\min_{\substack{T_{KT} y_{KT-1} + W_{KT} y_{KT} = h_{KT} \\ y_{KT} \geq 0}} c_{KT}^T y_{KT} \right] \right] \right] \quad (38)$$

onde,

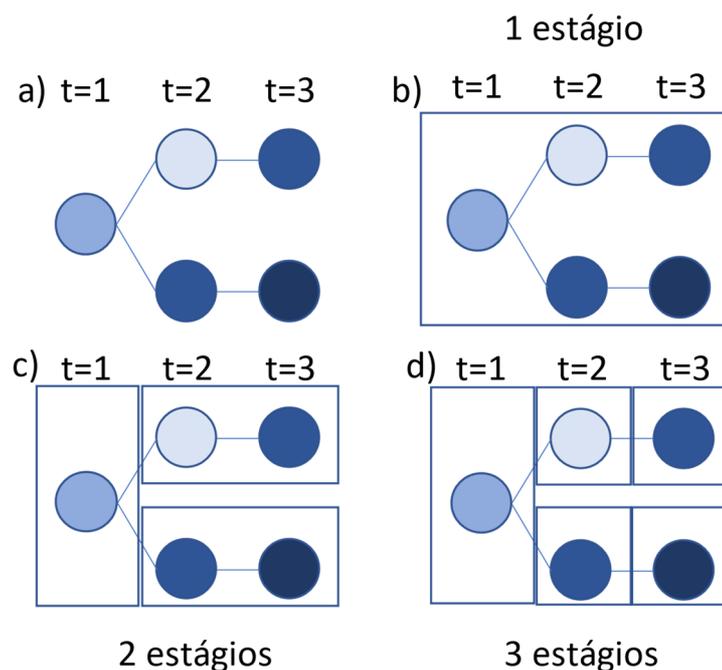
KT : número total de estágios.

É possível resolver o problema da equação (38) de forma analítica ao se considerar todos os cenários em um equivalente determinístico. Contudo, para problemas de elevada dimensão esta estratégia pode não ser muito vantajosa, visto que o problema tende a ficar de grande porte e de difícil solução. Desta maneira, o problema completo pode ser decomposto por problemas menores que são resolvidos de maneira individual. A seção a seguir tem como objetivo mostrar conceitos importantes sobre a decomposição de problemas de otimização.

3.1.2 Estágio e período

É importante destacar a ideia sobre decomposição de árvore de cenários. Os dois principais termos são período e estágio. Enquanto o período é a base temporal da tomada de decisão, que no contexto do curto prazo é semanal e mensal, o estágio é relacionado à como o problema é decomposto e como são formulados os subproblemas de otimização. A Figura 9 exemplifica como uma mesma árvore de cenários com três períodos de decisão pode ser decomposta de formas diferentes.

Figura 9 – Exemplo de diferentes decomposições de uma árvore de cenários.



Fonte: elaborado pelo autor

Na Figura 9 o índice a) mostra a árvore de cenários, que possui três períodos, com duas aberturas no segundo período e uma abertura no terceiro período. No índice b) a árvore foi decomposta em apenas um estágio, que é a abordagem determinística. No item c) o problema decomposto em dois estágios, onde o primeiro estágio engloba o primeiro período, e o segundo estágio compreender o segundo e terceiro período. Note que os problemas de segundo estágios são resolvidos de maneira individual. Por último, no item d) o problema foi decomposto em três estágios, sendo que o período e o estágio têm a mesma base temporal.

3.1.3 Método de solução: Decomposição Aninhada

O método da decomposição aninhada (DA) proposto em (BIRGE 1985) realiza uma construção iterativa da função de custo futuro utilizando como princípio a decomposição de Benders (DB) (BENDERS, 1962). Este método é uma extensão do método *L-shaped* (VAN SLYKE; WETS, 1969), que foi concebido para problemas de dois estágios. A DA acopla estágios futuros com os passados ao se construir um conjunto de planos cortantes para cada estágio, que representam o impacto da decisão atual no futuro. A solução ótima para a árvore completa é obtida de maneira iterativa, onde o método de solução é compreendido por etapas de recursão progressiva e regressiva.

Na recursão progressiva, partindo-se do primeiro estágio, a árvore de cenários é percorrida e os problemas são resolvidos até o penúltimo estágio. Nessa etapa, a solução de um estágio é passada como dado de entrada para os problemas de estágios descendentes. Na etapa regressiva, o caminho inverso é percorrido, partindo do último estágio. Os estágios descendentes constroem restrições de desigualdade⁴ que são inseridas no problema do estágio anterior. Essas restrições buscam emular o custo de operação dos estágios futuros com base no vetor de variáveis recebido na etapa progressiva, portanto, os cortes representam uma aproximação das

⁴ Também chamadas de planos cortantes ou simplesmente cortes.

consequências da decisão do estágio anterior no estágio seguinte. O procedimento é realizado até chegar no primeiro estágio.

O processo de recursões progressivas e regressivas se repete até que um critério de parada seja atendido. Como nessa abordagem todos os nós da árvore de cenários são resolvidos, é obtida a solução ótima do problema.

Para melhor compreensão do método de solução, considera-se uma decomposição em dois estágios como mostrado na Figura 9 item c. Com base na equação (37), o problema de primeiro estágio é definido em (39):

$$\begin{cases} \min z_1 = c_1^T x_1 + \alpha_1(x_1) \\ \text{s.a } A_1 x_1 = b_1 \\ x_1 \geq 0, \alpha_1(x_1) \geq 0 \end{cases} \quad (39)$$

onde,

z_1 : custo da função objetivo do estágio 1;

$\alpha_1(x)$: expectativa de custo futuro em função de x .

O custo do primeiro estágio (z_1), também denominado de *zinf*, é visto como um limite inferior do custo total da solução do problema completo. No problema de primeiro estágio a função de custo futuro $\alpha(x)$ representa o custo esperado do segundo estágio dado o vetor x . Essa função pode ser representada diretamente pelo valor esperado dos problemas de segundo estágio, como mostrado em (40):

$$\alpha(x) = \sum_{k=1}^K p_k z_{2k} \quad (40)$$

onde,

z_{2k} : valor da função objetivo do segundo estágio do nó k .

Ainda com base na equação (37), o termo z_{2k} pode ser reescrito para um determinado nó k como:

$$\begin{aligned} \min z_{2k} &= q^T y_k \\ \text{s.a } Tx + Wy_k &= h_k \\ y_k &\geq 0 \end{aligned} \quad (41)$$

A seguir é discutido como é construída iterativamente a função $\alpha(x)$.

3.1.3.1 Cortes de Benders

A troca de informação entre os estágios futuros com passados acontece através dos cortes de *Benders*. Cada subproblema contribui para a construção de um corte (versão *single-cut*) para o problema raiz do estágio anterior. Na construção de cortes em problemas de planejamento energético, usualmente é utilizado o multiplicador de Lagrange das restrições de balanço hídrico, que é associada à variável de estado que acopla os estágios (volumes). Entretanto, como a variável de volume aparece em diversas restrições do problema (balanço hídrico, FPH, restrições operativas), é utilizado diretamente a variável dual da variável de volume (*reduced cost*⁵). Fazendo uso do valor da função objetivo e do *reduced cost* das variáveis de volume inicial do segundo estágio, calcula-se um corte *single-cut* através de (42):

$$\alpha(x) + \sum_{k=1}^K p_k RC_{kit}^T Tx \geq \sum_{k=1}^K p_k z_k + \sum_{k=1}^K p_k RC_{kit}^T Tx_{it}^* \quad (42)$$

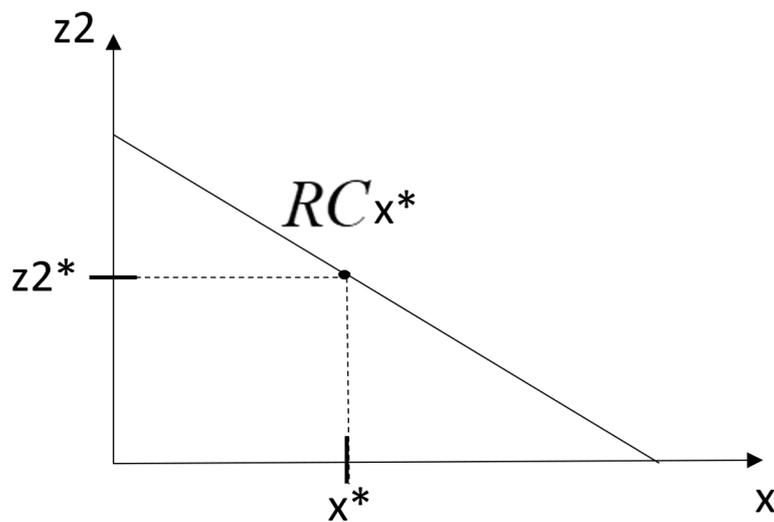
onde,

⁵ O *reduced cost* indica a taxa de variação do custo total em relação ao incremento unitário de uma variável.

RC_{kit}^T : vetor de variáveis de *reduced cost* associadas a x no problema de segundo estágio do nó k e iteração it .

Para demonstrar graficamente a equação (42) considere um problema univariável de dois estágios com apenas uma abertura, A Figura 10 ilustra um corte construído para o primeiro estágio.

Figura 10 – Corte construído para um problema de uma dimensão.



Fonte: elaborado pelo autor

Note que a solução ótima do estágio anterior x^* é passada ao subproblema do segundo estágio, que tem custo ótimo $z2^*$. Estes valores formam um ponto no gráfico. A variável dual de x no problema de segundo estágio tem valor π e indica a inclinação de uma reta que passa pelo ponto definido. O gráfico indica que quanto menor o valor de x , maior é o custo de operação do segundo estágio.

3.1.3.2 Critério de parada

Como neste trabalho é adotado uma estratégia de aversão ao risco (CVaR), é apropriado se utilizar como critério de parada a estabilização do limite inferior $zinf$ no processo iterativo obtido da otimização de (39). Como mencionado, o $zinf$ é dado pelo custo total do problema de primeiro estágio $c^T x + \alpha(x)$. Sua estabilização significa

que as políticas de operação construídas nas últimas N iterações não provocaram variações expressivas em seu custo total. A formulação do critério de parada pode ser descrita por:

$$\frac{1}{N} \sum_{m=\max(0, it-N)}^{it} \frac{(z \inf_m - z \inf_{m-1})}{z \inf_m} \leq \varepsilon \quad (43)$$

onde,

N : número de iterações passadas para determinar a estabilização do custo total;

m : número da iteração;

it : iteração atual;

ε : tolerância.

3.1.3.3 Algoritmo de solução

Como o algoritmo de solução é feito de maneira iterativa, será adicionado um subíndice referente ao número da iteração atual (it). Considere um problema de dois estágios, o algoritmo de solução é apresentado a seguir:

Iniciar na iteração $it = 1$. Definir tolerância de convergência $\varepsilon \geq 0$.

Passo 1 – Resolver o problema de primeiro estágio (39). Na primeira iteração o problema ainda não possui expectativa de custo futuro ($\alpha(x)_{it} = 0$). Definir $z \inf_{it}$ como o valor da função objetivo de (39);

Passo 2 – Passar o iterado x_{it}^* para cada nó do segundo estágio;

Passo 3 – Resolver os problemas de segundo estágio (41) utilizando x_{it}^* ;

Passo 4 – Construir os cortes de otimalidade seguindo (42);

Passo 5 – Adicionar o corte calculado ao problema do primeiro estágio:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min z_1 = c^T x + \alpha(x) \\ s.a \ Ax = b \\ \alpha(x) + \sum_{k=1}^K p_k RC_{kit}^T T x \geq \sum_{k=1}^K p_k z_k + \sum_{k=1}^K p_k RC_{kit}^T T_k x_{it}^* \\ x \geq 0, \alpha(x) \geq 0 \end{array} \right.$$

Passo 6 — Testar o critério de parada. Em caso positivo, encerrar o algoritmo. Caso contrário, fazer $it = it + 1$ e retornar ao Passo 1. Na próxima recursão progressiva uma nova decisão pode ser tomada, visto a inclusão dos cortes. Desta forma, na recursão regressiva provavelmente serão calculados cortes diferentes.

O algoritmo pode ser facilmente estendido para problemas com mais de dois estágios e mais aberturas.

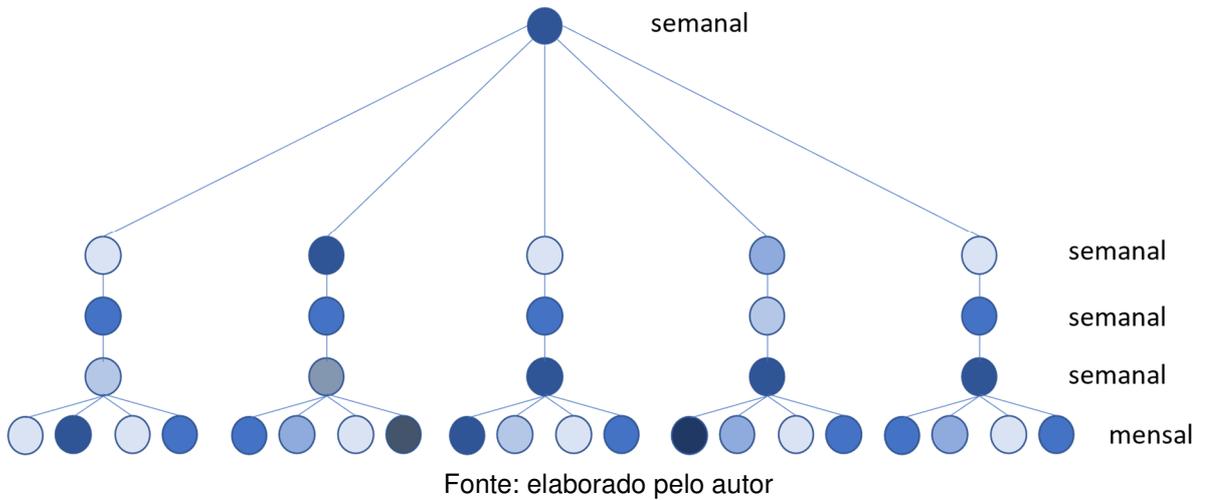
3.2 PREMISSAS NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DE CURTO PRAZO

Nesta seção são discutidas uma série de premissas adotadas na implementação do método de solução no contexto do planejamento energético de curto prazo brasileiro.

3.2.1 Decomposição do problema

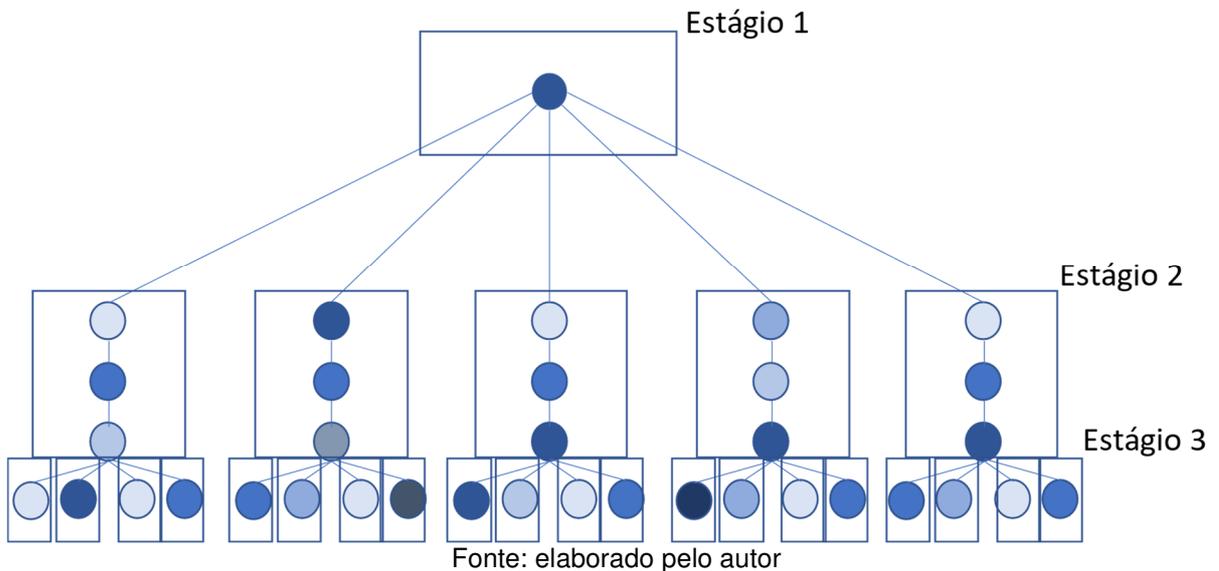
Neste trabalho serão examinados dois tipos de árvore: i) árvore com o primeiro mês determinístico e ii) árvore com aberturas a partir do segundo período, com a estrutura mostrada na Figura 11.

Figura 11 – Árvore de cenários com abertura no segundo período.



Para esta estrutura de árvore, este trabalho considera uma decomposição em três estágios, sendo o primeiro estágio composto pela primeira semana, o segundo estágio compreende o restante das etapas semanais do primeiro mês e o terceiro estágio são as realizações mensais, conforme mostra a Figura 12.

Figura 12 – Decomposição do problema.



Esta decomposição é vantajosa visto que os subproblemas têm dimensão pequena. Aos problemas de terceiro estágio são acopladas as funções de custo futuro do problema de médio prazo, que podem passar de 900 cortes calculados. Em testes

práticos realizados, a decomposição em dois estágios, considerando o estágio 2 e 3 como um só, se mostrou ineficiente visto que o tempo de resolução dos subproblemas se mostraram onerosos.

Cada realização do terceiro estágio constrói um corte para o subproblema de segundo estágio antecessor. É interessante comentar que os cortes construídos por cada realização do terceiro estágio não podem ser compartilhados entre todos os subproblemas de segundo estágio. Isto é devido ao fato que as aberturas de terceiro estágio não possuem o mesmo valor de afluência entre todos os ramos da árvore. O compartilhamento de cortes seria possível apenas se as aberturas de terceiro estágio de todos os ramos possuíssem o mesmo valor entre si (amostras comuns).

3.2.2 Aversão ao risco

Até o momento não foi considerada nenhuma medida de aversão a risco, sendo a política operativa construída a partir do valor esperado do despacho hidrotérmico dos estágios futuros. Entretanto, para cenários de baixa hidrologia podem ter casos que levem o sistema ao risco de déficit de energia. As medidas de aversão a risco têm o papel de obter políticas operativas mais conservadoras ao se penalizar cenários mais críticos na construção dos cortes. De forma geral, medidas de risco no contexto do planejamento energético têm o efeito de ocasionar maior armazenamento no sistema para se proteger de cenários mais secos que possam vir a ocorrer.

Neste trabalho foi implementado a medida de risco *Conditional Value at Risk* (CVaR), que faz a combinação convexa entre o valor esperado e o CVaR (SHAPIRO, 2011). Essa medida de risco é implementada oficialmente no *DECOMP* (CEPEL, 2022). A estratégia é baseada na definição de dois parâmetros: λ e β . O primeiro deles indica o peso dado às parcelas de valor esperado e CVaR e o segundo é referente à quantidade de casos selecionados como mais caros. Baseado na formulação (36), o problema com a inclusão do CVaR pode ser escrito como:

$$\begin{cases} \min z = c^T x + (1-\lambda)E_{\xi}[\min q^T y(\omega)] + \lambda CVaR_{\beta}(\min q^T y(\omega)) \\ s.a Ax = b \\ Tx + Wy(\omega) = h(\omega) \\ x \geq 0, y(\omega) \geq 0 \end{cases} \quad (44)$$

Conforme a formulação em (44), quanto maior for o parâmetro λ , maior é o peso dado a parcela do CVaR e maior é o nível de aversão a risco. Para elucidar o termo β , considere um caso em que um estágio possua 10 subproblemas descendentes equiprováveis. Com $\beta = 50\%$, seriam selecionados os 5 casos mais caros para compor a parcela do CVaR. Com $\beta = 10\%$, seria selecionado apenas o pior caso. Neste último exemplo, caso λ possua valor unitário, a otimização seria feita considerando apenas o cenário mais caro, sendo nomeada de *otimização robusta*. Já $\beta = 100\%$ ou $\lambda = 0$, representa uma política neutra a risco.

Seguindo a metodologia do trabalho de Shapiro (2013), a inclusão do CVaR é realizada através de um procedimento que altera o valor da probabilidade de realização da abertura no momento da construção dos cortes de otimalidade. Em cada iteração, na recursão regressiva, são calculados os custos de cada estágio e são definidos os mais caros⁶. Dessa forma, as probabilidades podem ser calculadas como mostrado abaixo:

$$\begin{aligned} P_L &= (1-\lambda)p_k \\ P_U &= (1-\lambda)p_k + \lambda \frac{P_k}{\beta} \end{aligned} \quad (45)$$

onde,

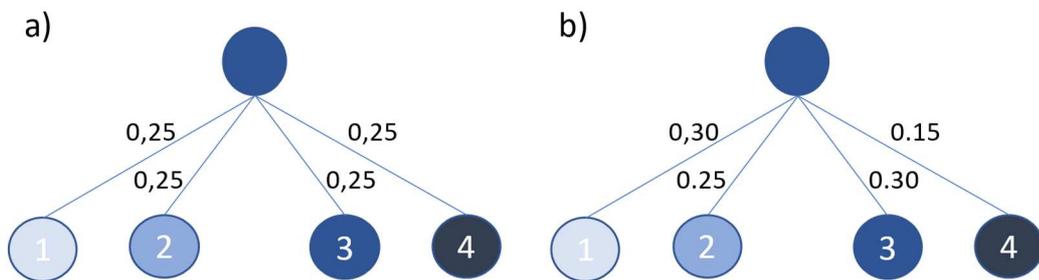
P_L : probabilidade dos cenários fora do CVaR

P_U : probabilidade dos cenários incluídos no CVaR

⁶ Ressalta-se que no decorrer das iterações os cenários mais caros podem variar.

Na implementação do CVaR se faz o uso da probabilidade acumulada do estágio à medida que os casos mais caros são selecionados, até que seja alcançado o valor de β . O caso em que as probabilidades de abertura sejam distintas pode acarretar distorções na implementação do CVaR, tendo que ser ajustado. Para ilustrar o caso, considere as árvores de cenários de dois estágios da Figura 13.

Figura 13 – Árvore com aberturas de probabilidades iguais e distintas.



Fonte: elaborado pelo autor

Na Figura 13, os nós do segundo estágio estão enumerados em ordem decrescente do custo total. Ao se adotar o CVaR com $\beta = 0,5$, na árvore do índice a) os piores cenários selecionados são o 1 e 2 e probabilidade acumulada é dada pela soma da probabilidade de ocorrência de cada cenário ($0,25 + 0,25$), que neste caso é igual à β . Já ao se considerar a árvore de cenários do índice b), a probabilidade acumulada seria de 0,55, maior que β . Neste caso, β deve ser ajustado. O procedimento geral para seleção de casos e ajuste de parâmetro é feito seguindo o algoritmo:

Iniciar com probabilidade acumulada $prob_acm = 0$ e contagem de cenários $i = 1$.

Passo 1 - Selecionar o cenário i mais caro e somar sua probabilidade pi a probabilidade acumulada, $prob_acm = prob_acm + pi$.

Passo 2 – Caso $prob_acm > \beta$, fazer $prob_acm = prob_acm - pi$ e $\beta = prob_acm$, caso contrário, $i = i + 1$ e retornar ao passo 1.

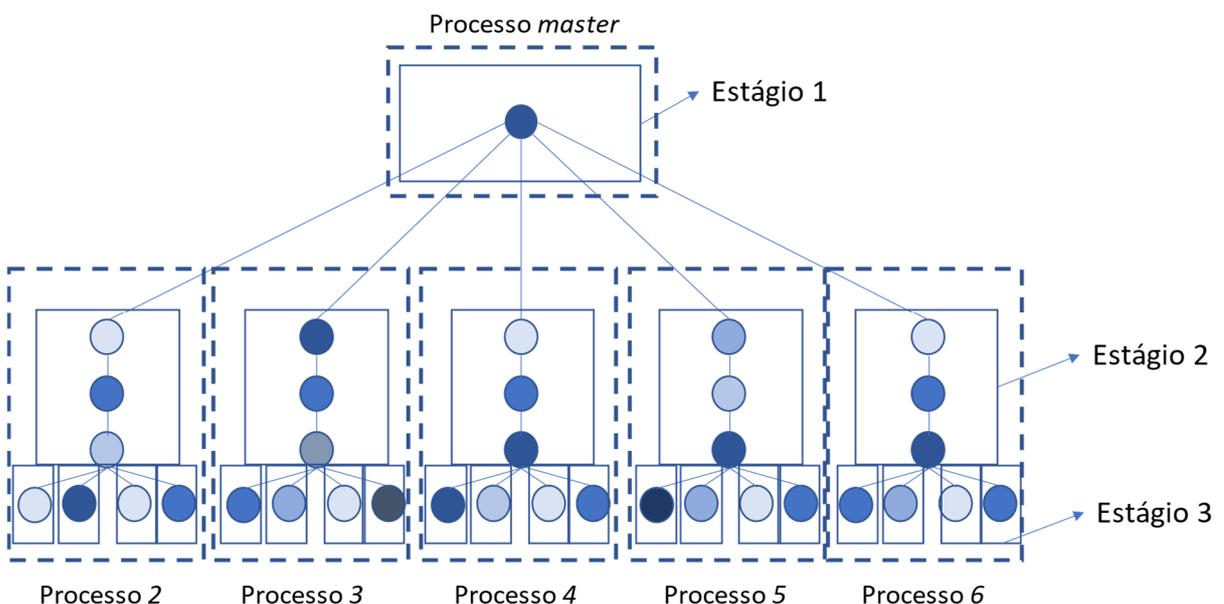
No caso da árvore da Figura 13 b), somente o cenário 1 seria selecionado e β seria ajustado para 0,3.

3.2.3 Programação paralela

A aplicação do processamento paralelo é atrativa no contexto da DA para o planejamento energético brasileiro, podendo reduzir drasticamente o tempo de otimização do problema (PINTO et al., 2009). É notável que problemas de mesmo estágio não são dependentes, desta forma, técnicas de execução paralela podem ser empregadas. Em uma execução sequencial (apenas um processo) cada subproblema da árvore de cenários é resolvido por vez, sendo as execuções dependentes do encerramento da anterior. Numa abordagem de processamento paralelo, os subproblemas podem ser divididos entre diferentes processos do computador, sendo resolvidos de maneira simultânea.

Com base na decomposição apresentada na Figura 12, a estratégia de processamento paralelo adotada é composta por um processo designado como *master*, responsável pela execução do problema de primeiro estágio, e NS (número de aberturas da segunda semana) processos encarregados individualmente pela execução de um problema de segundo estágio e NM (número de aberturas da etapa mensal) problemas de terceiro estágio de forma sequencial. A Figura 14 mostra a filosofia de paralelização implementada.

Figura 14 – Estratégia de paralelização.



Fonte: elaborado pelo autor

Ao se paralelizar a execução dos subproblemas, é necessária a comunicação entre os processos. Após a execução do processo *master*, é enviado a todos os outros processos o vetor de volume final. Cada processo faz suas execuções (etapa progressiva e regressiva da DA) e ao terminar, envia ao processo *master* as informações referentes à construção do corte de *Benders*. O *master* aguarda todos os processos terminarem suas execuções e enviarem seus resultados para montar os cortes de otimalidade (versão *single-cut*) e dar continuidade ao método de solução.

Ao longo das execuções pode ocorrer a situação em que o *solver* demore muito tempo para resolver o subproblema, portanto é inserido um tempo limite de execução. Ao ser atingido o tempo máximo, a execução é abortada e conforme Larroyd (2016) a solução do problema é aproximada com base na solução dual de problemas que já tenham sido resolvidos na iteração corrente.

4 MODELAGEM DA ÁRVORE DE CENÁRIOS

No problema de planejamento energético existem diversas fontes de incerteza, como as vazões das hidrelétricas, a demanda, disponibilidade de unidades geradoras, geração renovável, entre outras. Na etapa de curto prazo brasileiro o foco na representação da incerteza é nas vazões afluentes, visto que o país possui predominância hidrelétrica. A previsão de vazões é etapa fundamental do Programa Mensal da Operação (PMO) e suas revisões. Cenários hidrológicos são insumos que impactam de maneira incisiva o despacho hidrotérmico de curto prazo e conseqüentemente as políticas operativas construídas para a etapa de programação diária. A geração de cenários de vazões é papel do ONS, que semanalmente realiza a previsão de aflúências a ser utilizada na execução do *DECOMP*.

No despacho de curto prazo oficial é considerado apenas um cenário de aflúência para o primeiro mês, obtido através de uma metodologia própria, que envolve diversos processos e modelos. A partir de diferentes previsões de precipitação (mapas de chuva), o ONS gera a sua própria previsão e a utiliza para prever as vazões afluentes. Além disso, as previsões que o operador utiliza como dado de entrada podem ser obtidas a partir de diversas outras, pois como os modelos de previsão apresentam incerteza, os institutos meteorológicos podem disponibilizar mais de um cenário de precipitação por mapa. Caso o mapa tenha mais de um cenário, é utilizada alguma métrica para obter uma estimativa única de precipitação.

Nota-se que apesar de utilizar vários cenários de precipitação, o ONS gera apenas uma previsão. Este fato gera um dos pontos de interesse do trabalho, que é analisar a operação do sistema ao utilizar todos os cenários de maneira explícita. Arranjadas em uma única árvore, estes cenários partem de um valor em comum no primeiro período e a partir da segunda semana a árvore é aberta e consideram-se as aflúências obtidas a partir de cada previsão de precipitação. Na última etapa, cada trajetória é aberta nas diversas previsões mensais, geradas utilizando como tendência a vazão de primeiro mês. Grande parte da metodologia atual da geração da árvore de cenários é utilizada para gerar as vazões a partir dos outros mapas.

Em conjunto, o ONS e a CCEE buscam aprimorar o processo de previsões de afluência. Atualmente as entidades possuem dois grupos de trabalho (GTs)⁷ focados nesta área. Nestes grupos são apresentadas análises, propostas e melhorias no processo de geração de cenários de vazão, em contato próximo aos agentes. O GT Dados Hidrometeorológicos visa o aprimoramento dos dados hidrometeorológicos previstos e observados, que são insumos para os modelos de geração de cenários de vazão (modelos satélites). O GT Representação de Cenários Hidrológicos tem como objetivo aprimorar a modelagem e representação das afluências geradas pelos modelos satélites.

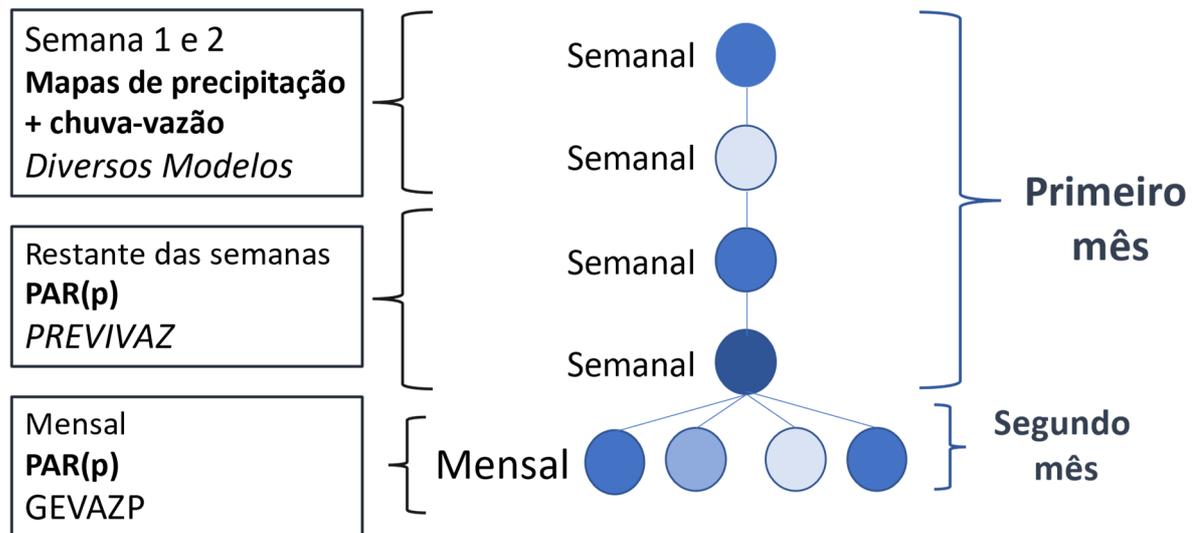
A primeira seção tem como objetivo mostrar o procedimento geral para obter a árvore de afluências empregada no planejamento de curto prazo brasileiro e a segunda seção comenta algumas premissas adotadas para obter os cenários de vazão dos outros mapas.

4.1 CONSTRUÇÃO DA ÁRVORE DE CENÁRIOS OFICIAL DE CURTO PRAZO

Conforme mencionado anteriormente, a árvore de cenários empregada no modelo de curto prazo brasileiro possui horizonte total de dois meses, sendo o primeiro mês determinístico e discretizado em base semanal e o segundo representado por diversas realizações de afluência em base mensal. Pode-se dividir a composição da árvore em três partes, conforme o período contemplado. Na metodologia atual a previsão das duas primeiras semanas é obtida a partir de previsões de precipitação de chuva transformadas em vazão pelo processo chuva-vazão. O restante das semanas é obtido através de um modelo estocástico de séries temporais que utiliza como base o histórico de afluências e a tendência hidrológica, modelo PREVIVAZ (MACEIRA et al., 1999). Para o período mensal é utilizado outro modelo de geração de séries sintéticas de vazões, modelo GEVAZP (MACEIRA; MERCIO, 1997). A Figura 15 sintetiza a divisão dos métodos de obtenção de vazão da árvore de cenários de curto prazo.

⁷ As atividades dos GTs podem ser acompanhadas por estudantes e agentes do setor elétrico através do portal do Comitê Técnico do PMO-PLD (<https://ctpmopld.org.br/>).

Figura 15 - Esquemático da construção da árvore de cenários de curto prazo.



Fonte: elaborado pelo autor

Nas seções a seguir é apresentado como cada parte da árvore de cenários é obtida.

4.1.1 Primeira e segunda semana

Gerar as vazões da primeira e segunda semana para os aproveitamentos do SIN modelados no curto prazo envolve dois processos: i) Previsão de precipitação conjunta e ii) transformação chuva-vazão. Cada uma destas partes é apresentada a seguir.

4.1.1.1 Precipitação conjunta

Para a obtenção da previsão de vazão da primeira e segunda semana operativa, o ONS inicia a metodologia a partir de mapas de precipitação de chuva de três centros de monitoramento de tempo e clima e de previsões meteorológicas: (i) *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF), com o mapa ECMWF, com horizonte de 14 dias; (ii) Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), mapa ETA, com horizonte de 10 dias e (iii) National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), mapa GEFS, com horizonte de 15 dias. Os mapas ECMWF e GEFS são uma previsão conjunta (*ensemble*) gerada a partir da média de uma série

de outros mapas. Estes mapas, chamados de membros, são gerados a partir de pequenas perturbações nos dados de entrada dos modelos de precipitação. Cada membro é uma previsão válida, já que a previsão de precipitação possui certo grau de aleatoriedade. O mapa conjunto ECMWF é a média de 51 membros e o GEFS-ENS possui 31 membros. A Tabela 1 sumariza as principais informações sobre estes mapas.

Tabela 1 – Mapas utilizados na previsão conjunta ONS.

Mapa	Instituição	Horizonte (dias)	Membros	Resolução (graus)
ECMWF	ECMWF	14	51 + Ensemble	0.4
ETA	INPE	10	-	0.4
GEFS	NOAA	15	31 + Ensemble	0.5

Fonte: autoria própria

A previsão de precipitação em cada mapa é discretizada por sub-bacia⁸ e por dia e originalmente os mapas são caracterizados por um conjunto de pontos (coordenadas) e valores de precipitação para cada dia do horizonte. Através de um mapeamento é possível localizar as coordenadas correspondentes às sub-bacias, que dependem da resolução do mapa, e realizar a média das previsões, obtendo um valor de precipitação por sub-bacia e por dia. O ONS fornece os mapas que compõe a previsão conjunta já com a média feita⁹.

Antes de realizar a previsão conjunta é necessário fazer a remoção de viés dos mapas. Este processo e a previsão conjunta são realizados sequencialmente por um programa computacional em linguagem *R* desenvolvido pelo ONS. O programa “Conjunto” é disponibilizado aos agentes e busca garantir a transparência e reprodutibilidade das informações utilizadas como insumo no planejamento de curto prazo brasileiro.

A etapa de remoção de viés é necessária pois modelos atmosféricos podem apresentar certa tendência em suas previsões de precipitação, podendo estar com um viés mais úmido ou mais seco em relação às precipitações observadas. Para correção é feito a remoção de viés utilizando previsões de precipitação e precipitações observadas dos últimos 120 dias. A nota técnica do NT0075/2020 mostra em detalhes

⁸ Uma sub-bacia engloba um ou mais postos hidrológicos.

⁹ Os mapas podem ser encontrados no portal SINtegre do ONS.

o procedimento de remoção de viés, que consiste basicamente em encontrar pesos calculados a partir da comparação das precipitações previstas e observadas (ONS, 2020).

Após este processo é realizado a previsão conjunta, ao qual consiste em determinar os pesos de cada mapa na sua composição. Basicamente, ele pondera os mapas de acordo com sua acurácia no histórico recente (mesmos 120 dias da etapa de remoção de viés). Isso é feito através de um problema de otimização que busca minimizar o erro de um agrupamento de dias e o erro absoluto de cada dia. Além disso, na função objetivo os pesos são penalizados de forma a se evitar uma superestimação do resultado. Após serem calculados os pesos para cada dia e sub-bacia, o valor da previsão conjunta deve ser ajustado por limites superiores semanais e diários. O procedimento é necessário visto que a remoção de viés e a combinação dos mapas podem gerar valores de precipitação com baixa probabilidade de ocorrência. O procedimento em detalhes é mostrado também na NT0075/2020.

Os três mapas que o ONS utiliza para gerar sua previsão de precipitação são de frequência diária e usualmente são utilizadas as previsões de quinta-feira para gerar as vazões do próximo PMO e suas revisões¹⁰. Embora o ETA tenha um horizonte de 10 dias, o ONS não considera o último deles, sendo a previsão do dia $d+1$ ao $d+9$. Isso também é aplicado para o GEFS, indo de $d+1$ a $d+14$. A previsão que o ONS realiza tem um horizonte de 14 dias e visto que o ETA tem horizonte de 9 dias, do décimo dia em diante são utilizados apenas os outros dois mapas para gerar a previsão conjunta. A Figura 16 mostra a saída de uma execução do programa “Conjunto” do dia 10/11/2022 para a sub-bacia Ibatinga. Note que a partir do décimo dia (20/11/2022) não há remoção de viés ou a atribuição de pesos para o ETA.

¹⁰ Convencionalmente no setor, o horizonte da semana operativa se inicia no sábado e finaliza na sexta-feira seguinte.

Figura 16 – Arquivo de saída do programa Conjunto.

Pesos_Bacia_Ibitinga.dat - Bloco de notas

Arquivo Editar Exibir

dia	ECMWF_R	GEFS_R	ETA40_R	ECMWF_P	GEFS_P	ETA40_P	Lim_Sem	Lim_d
11/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.34427	0.25502	0.30803	1	1
12/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.19679	0.10283	0.60038	1	1
13/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.52885	0	0.46328	1	1
14/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.97441	0	0.00919	1	1
15/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.76419	0.13581	0	1	1
16/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.59662	0.30338	0	1	1
17/11/2022	0.79973	0.82014	0.66319	0.81977	0.08023	0	1	1
18/11/2022	0.99202	1.0472	0.66319	0.77453	0.12547	0	1	1
19/11/2022	0.99202	1.0472	0.66319	0.89099	0.00901	0	1	1
20/11/2022	0.99202	1.0472	NA	0.82773	0.07227	NA	1	1
21/11/2022	0.99202	1.0472	NA	0.9	0	NA	1	1
22/11/2022	0.99202	1.0472	NA	0.9	0	NA	1	1
23/11/2022	0.99202	1.0472	NA	0.9	0	NA	1	1
24/11/2022	0.99202	1.0472	NA	0.9	0	NA	1	1

Legenda

Pesos da remoção de viés

Ponderação dos mapas na previsão conjunta

Fonte: elaborado pelo autor

4.1.1.2 Chuva-vazão

Após gerar a previsão conjunta para os próximos 14 dias, se inicia o processo de transformar a precipitação em vazão. Ao longo dos anos o ONS vem aprimorando este procedimento, expandindo temporal e espacialmente a aplicação dos modelos de chuva-vazão. Uma vasta gama de modelos já foi utilizada, sendo que atualmente duas metodologias são empregadas para gerar as vazões de todos os postos do SIN

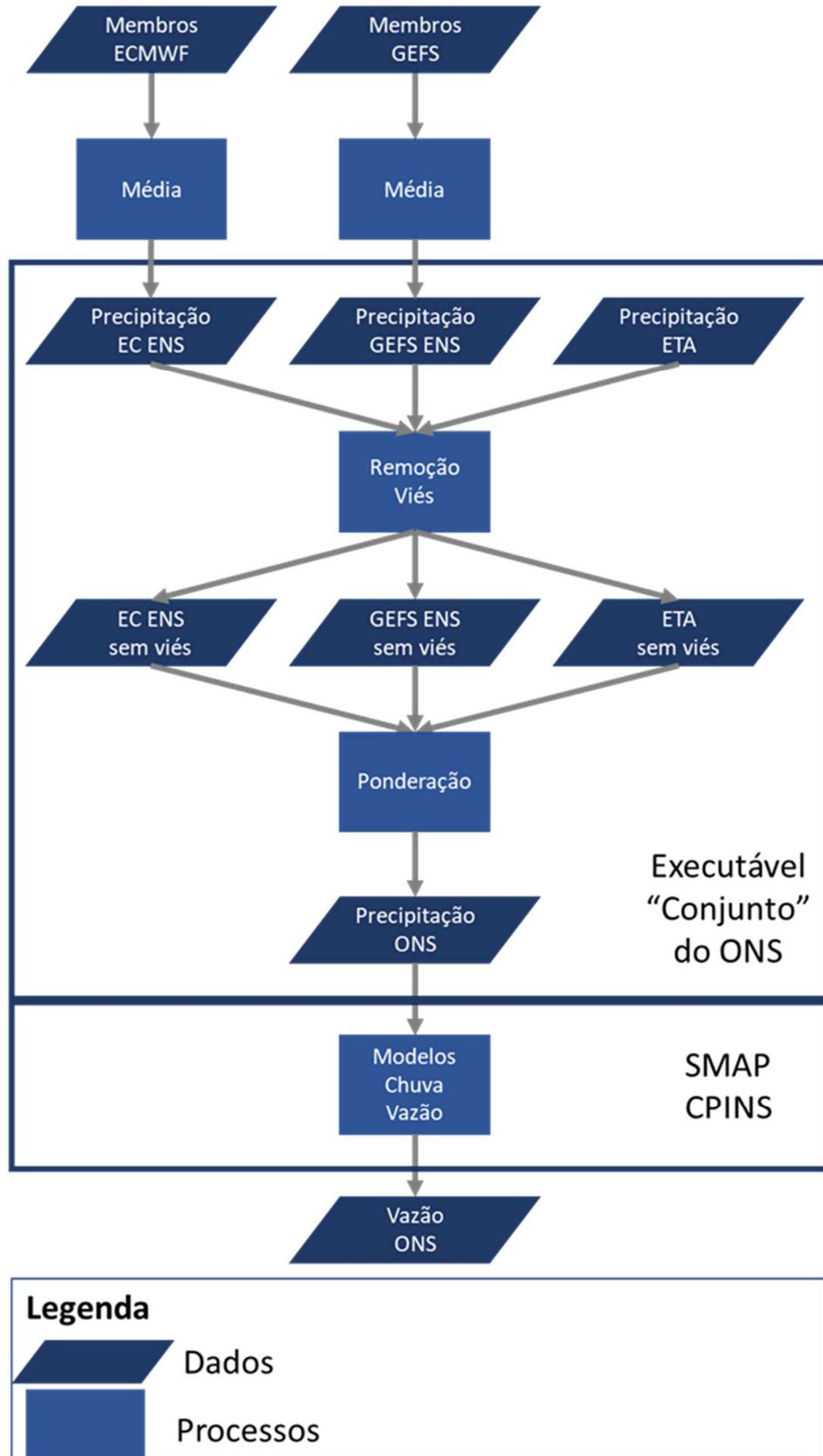
A principal delas utiliza como base o modelo conceitual *Soil Moisture Accounting Procedure* (SMAP) (LOPES; BRAGA; CONEJO, 1981). Modelos hidrológicos conceituais utilizam funções baseadas em processos físicos de chuva-vazão em sua formulação (DE OLIVEIRA, 2020). Dentre os principais motivos para a escolha deste modelo pode-se elencar: i) abordagem conceitual do processo chuva-vazão, ii) bons resultados, iii) facilidade para aplicação em horizontes além de uma semana, iv) ser código aberto (o que permite aprimoramentos por parte do ONS). Com o intuito de se adaptar às particularidades de certas bacias, o ONS elaborou o modelo SMAP/ONS, ao qual possui uma série de aprimoramentos em relação ao modelo original (ONS, 2018). Uma etapa fundamental deste processo é a calibração das sub-bacias, que é a definição/estimação de parâmetros iniciais do modelo. A calibração

ocorre com base em dados de vazões observadas e de registros de estações pluviométricas e tem objetivo de estimar a melhor condição hidrológica inicial para a sub-bacia. A calibração ocorre com base na combinação de diversos parâmetros, por isto, é utilizado um algoritmo de otimização para definir o melhor ajuste. Após serem definidas as previsões de vazão das sub-bacias pelo SMAP, é realizado um pós processamento baseado em uma série de planilhas e aplicações do ONS para discretizá-las em vazões naturais e incrementais para os postos do SIN.

Somente o posto natural e incremental de Sobradinho é definido através de outra metodologia desenvolvida pelo ONS, chamada Cálculo e Previsão de Vazões Incrementais e Naturais de Sobradinho (CPINS).

Como as previsões de vazão têm horizonte de 14 dias, nota-se que ao se obter a previsão em uma quinta-feira ($d+0$), seu horizonte se estende até quarta-feira da segunda semana relativa ($d+14$), faltando dois dias para seu fechamento. Por este motivo, o ONS passou a estender o horizonte de previsão de vazão em até 4 dias adicionais ($d+15$ a $d+18$) utilizando a média dos 14 dias iniciais de previsão. Uma ideia geral do processo de chuva-vazão pode ser vista no esquemático da Figura 17.

Figura 17 – Esquemático do processo chuva-vazão.



Fonte: elaborado pelo autor

4.1.2 Semanas restantes

As previsões de vazão para as semanas restantes do mês são obtidas através do modelo PREVIVAZ (CEPEL, 2015). As vazões são geradas a partir da série histórica de vazões semanais e considera o histórico recente de vazões como tendência hidrológica. Ao se analisar o histórico de afluições, cada semana do ano pode ser descrita por um conjunto de características como média, desvio-padrão e função de autocorrelação. Em geral, processos naturais em base semanal apresentam comportamento sazonal, refletindo as estações do ano. Entretanto para algumas bacias esta particularidade não é significativa. Além disso, um aproveitamento hidrelétrico pode ter média e desvio padrão sazonais e estrutura de correlação constante (CEPEL, 2017).

O modelo PREVIVAZ possui diversas alternativas de modelagem estocástica previamente definidas, englobando diferentes estruturas de modelos, métodos de pré-transformação e métodos de estimação (CEPEL, 2015). Estes modelos são autorregressivos e podem ser classificados como periódicos (quando há alteração no parâmetro de autocorrelação ao longo do ano) ou estacionários (quando qualquer semana pode ser descrita pela mesma função de autocorrelação). Além disso, podem incorporar uma parte relacionada à média-móvel. Ao se examinar o histórico de cada aproveitamento do sistema, é selecionado o modelo de melhor desempenho para cada semana do horizonte, com base em uma validação cruzada.

Após a definição do modelo estatístico, são geradas as vazões semanais a serem incorporadas na árvore de cenários de curto prazo. De caráter prático, a previsão de vazão é obtida a partir de uma amostragem do histórico de afluições sujeita à função de autocorrelação e tendência hidrológica. A execução do modelo gera o arquivo PREVS.RVX, que dispõe das afluições semanais para os postos do SIN até 6 semanas a frente.

4.1.3 Etapa mensal

As vazões da etapa mensal são geradas a partir do modelo GEVAZP (CEPEL, 2022). Este modelo produz cenários sintéticos de vazão com base em um modelo

autorregressivo periódico de ordem p (PAR(p)). Dependendo do mês, um aproveitamento pode ter um *lag* temporal, ou seja, uma correlação com as vazões anteriores, de p meses passados. Neste modelo não são geradas previsões determinísticas, sendo que atualmente o número de previsões mensais varia de 116 a 513, dependendo do mês.

Como insumo, é utilizado o arquivo PREVS.RVX gerado pelo PREVIVAZ e o VAZOES.DAT, que possui a série histórica de vazões em base mensal. Após sua execução é obtido o arquivo VAZOES.RVX, arquivo binário que contém as vazões semanais e mensais a serem consideradas pelo *DECOMP*.

4.2 GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO

A geração de cenários de vazão que compõem a árvore de aflúncias empregada no estudo utiliza a mesma metodologia do ONS. Os cenários foram gerados através de um produto digital desenvolvido pela Norus¹¹ chamado Pluvia. Neste sistema é possível gerar cenários aderentes de vazão a partir de previsões de precipitação utilizando modelos de chuva-vazão que incorporam o SMAP e o CPINS e a execução do modelo PREVIVAZ, além de toda cadeia de processos envolvida. O Pluvia incorpora as premissas oficiais do setor e produz diversos arquivos de saída, dentre eles o PREVS.RVX¹². O sistema é capaz de gerar cenários de aflúncia a partir de qualquer mapa de precipitação, desde que no formato correto.

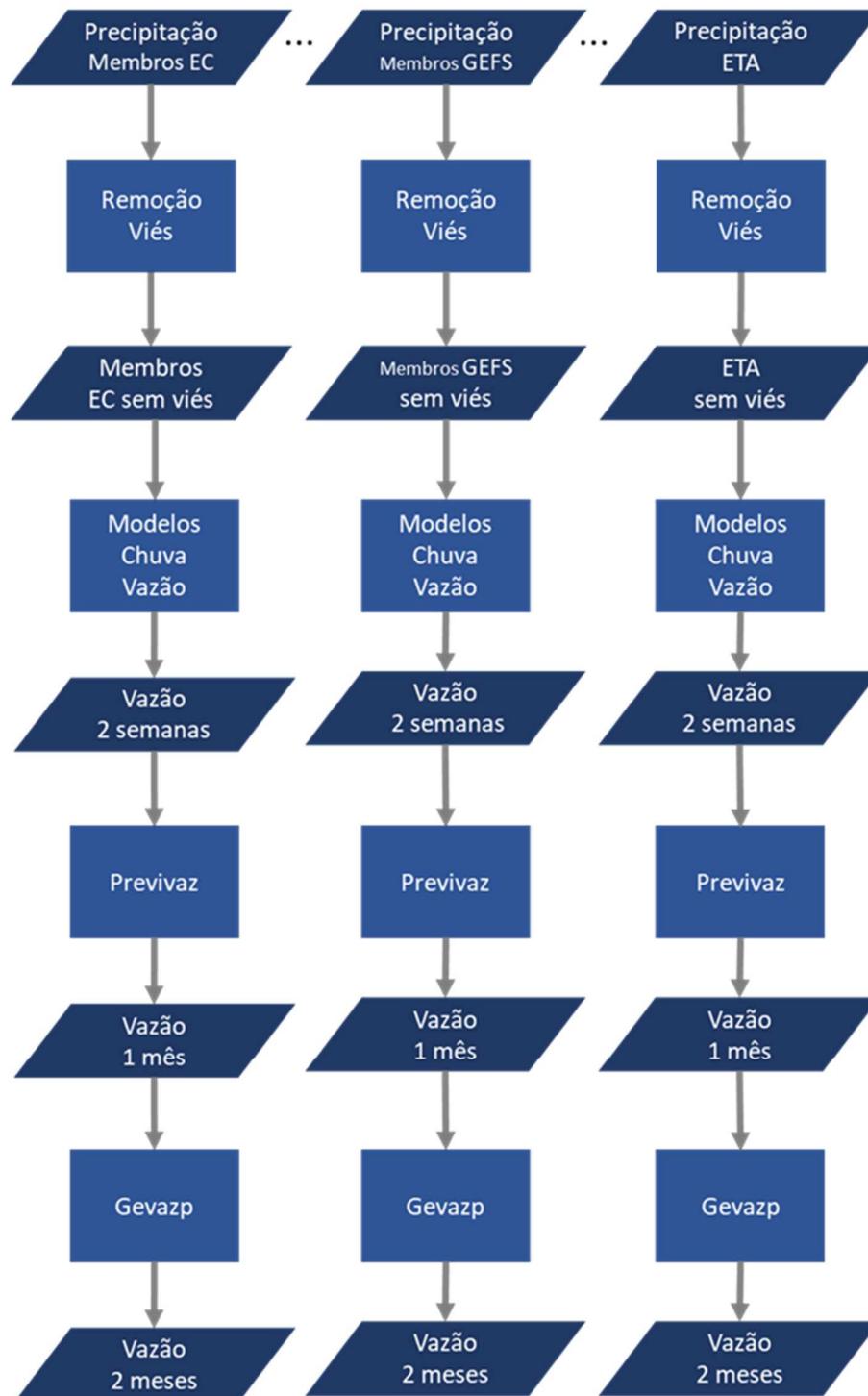
É importante destacar que o Pluvia é um sistema que produz vazões diárias com base na metodologia corrente e na calibração atual das bacias do SMAP e é utilizado na prospecção na vazões futuras que determinam o preço da energia. Como o período em análise deste trabalho é no passado, foi necessário adequar todo o processo conforme as premissas que eram adotadas na época.

A ideia é gerar cenários de vazão com a estrutura da árvore oficial, porém utilizando todas as previsões de precipitação disponíveis, como o ETA e os mapas *ensemble* e seus membros de maneira individual, sem fazer nenhum tipo de agregação. O procedimento para gerar os cenários de vazão é mostrado na Figura 18.

¹¹ <https://www.norus.com.br>.

¹² A execução do GEVAZP foi feita por fora.

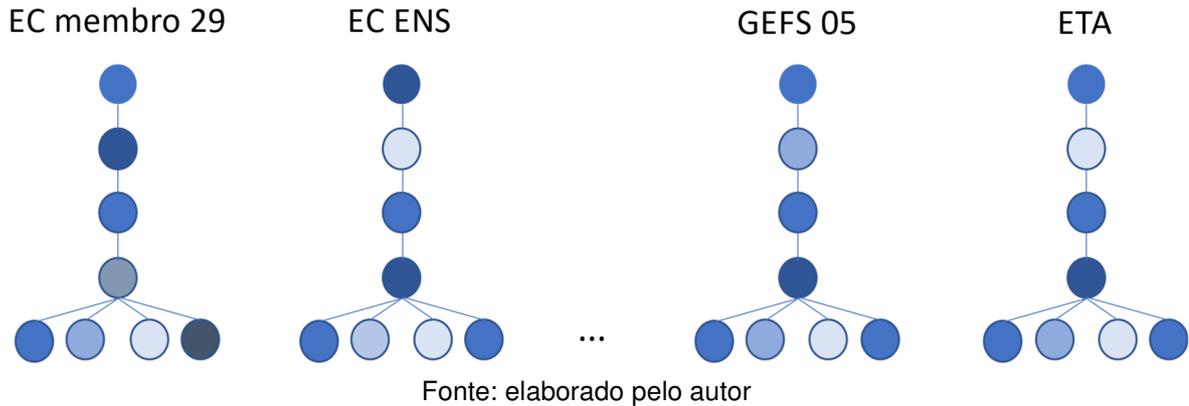
Figura 18 – Cenários de vazão a partir dos mapas de precipitação.



Fonte: elaborado pelo autor

Ao final deste processo são obtidos cenários individuais de previsão de vazão, como mostrado na Figura 19. Estes cenários individuais serão arranjados em uma única árvore, como mostrado no próximo capítulo.

Figura 19 – Cenários de vazão de horizonte de CP.



Ao longo do período de estudo (05/2021-rev0 a 10/2021-rev4) houveram diversas mudanças na metodologia do ONS para gerar os cenários de vazão que impactaram não só o processo como um todo, mas também nos resultados disponibilizados pelo Pluvia. Neste tempo, o ONS passou a incluir mais bacias na modelagem do SMAP, sendo que antes as previsões de vazão eram obtidas diretamente do PREVIVAZ já a partir da primeira semana. Em 09/2021-rev0 o ONS finalizou a calibração de todas as bacias e as vazões de todos os postos do SIN passaram a ser previstas a partir de mapas de precipitação. Outros detalhes a respeito das previsões de afluência serão mostrados como premissas do estudo, seção 5.2.2.

5 PROPOSTAS DE ESTUDO E PREMISSAS DE EXECUÇÃO

Os pontos de interesse deste estudo envolvem análises da operação de um modelo de planejamento energético de curto prazo que utiliza dados oficiais do modelo de curto prazo brasileiro. Com base nos apontamentos feitos nos capítulos anteriores, este capítulo visa apresentar as propostas de análise e as premissas consideradas nas execuções. A primeira seção mostra motivações e as propostas de análise da operação sob critérios definidos. Além disso, a primeira seção tem como objetivo apresentar questões metodológicas e práticas principalmente no que tange o encadeamento entre estudos e a modelagem do sistema hidrotérmico. A segunda seção trata de premissas que foram adotadas para a realização do estudo.

5.1 PROPOSTAS DE ANÁLISE

Com este trabalho propõe-se a analisar dois pontos principais: i) o impacto do nível de penalidade das folgas das restrições elétricas e operativas; ii) o efeito da inclusão de uma árvore de cenários baseada na representação explícita de previsões de vazão com incerteza a partir da segunda semana de planejamento. Ao item ii) também pode-se agregar diferentes níveis de CVaR. Na verdade, os itens i) e ii) podem ser trabalhados concomitantemente e as análises combinadas, já que é possível considerar qualquer nível de penalidade para qualquer tipo de árvore de cenários e aversão a risco.

Conforme mencionado anteriormente a inclusão de restrições elétricas e hidráulicas operativas é primordial na etapa de curto prazo. Porém sua incorporação ao problema pode trazer inviabilidades ao método de solução. Ressalta-se que no modelo *DECOMP* caso estas restrições apresentem inviabilidades na simulação final, a execução é interrompida e a inviabilidade deve ser tratada. No âmbito deste trabalho, para cada restrição é adicionada uma variável de folga que busca viabilizar a solução do problema em casos específicos. À esta variável é atribuída uma penalidade na função objetivo de forma a ativá-la somente quando preciso e a restrição ser atendida preferencialmente apenas pelos elementos que de fato a compõe.

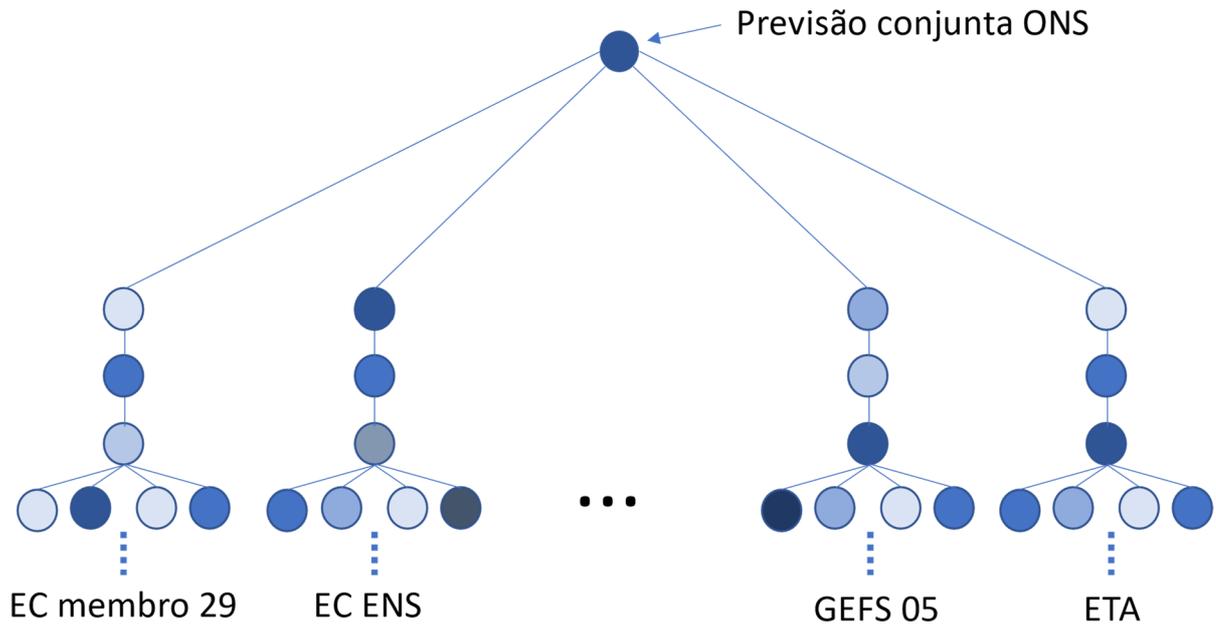
O nível de penalidade da folga tende a ser fator importante no despacho e na construção de políticas operativas. Um baixo custo associado às variáveis de folga

pode fazer com que na otimização do problema veja vantagem em pagar a penalidade ao invés de servir apenas como uma variável auxiliar que viabiliza a solução. Isso pode acabar tirando o mérito da restrição em si e causar distorções no despacho. Por outro lado, um elevado custo relacionado às variáveis de folga faz com que o sistema preferencialmente não as acione, porém quando for necessário utilizá-la, haverá um alto custo de penalidade a se pagar. Salienta-se que o custo total pago em penalidades entra na função objetivo e conseqüentemente impacta no cálculo das políticas operativas. Além disso, um alto custo de penalidade pode trazer impactos na escalabilidade do problema, dificultando o *solver* na resolução, principalmente nas primeiras iterações. Neste contexto, são realizadas execuções com diferentes níveis de penalidade com o intuito de observar sua influência na construção das políticas operativas para o primeiro estágio através da análise de diversas variáveis de saída do modelo, como volumes e custos.

Em relação à árvore de cenários, o ONS tem uma metodologia própria para gerar um cenário de vazão determinístico para o primeiro mês do horizonte. Apesar de utilizar várias fontes de dados, é realizado um procedimento para combiná-las e se extrair apenas uma previsão. A ideia do trabalho é construir uma árvore de cenários que considere todas as previsões utilizadas para gerar a previsão do ONS de maneira direta e dessa forma analisar seu impacto na construção das políticas para o primeiro estágio.

No capítulo 3 foi mostrado o procedimento para obtenção de cenários de vazão para o CP gerados a partir de diversas previsões de precipitação, ao qual segue parte da metodologia oficial. Estes cenários individuais são arranjados de forma a se obter apenas uma única árvore de aflúncias. A árvore possui apenas um nó no primeiro período, que no caso é a vazão obtida pela previsão de precipitação conjunta. A partir do segundo período a árvore é aberta nas diversas previsões de vazão, que são consideradas de maneira explícita até a etapa mensal. A Figura 20 mostra a estrutura da árvore de cenários proposta, considerando aberturas obtidas através de diferentes mapas de precipitação.

Figura 20 – Estrutura da árvore de cenários de CP com aberturas.



Fonte: elaborado pelo autor

Com o intuito de manter uma base de comparação comum para as árvores analisadas, considera-se a mesma afluência no primeiro período em todos os casos (independentemente do número de aberturas a partir da segunda semana operativa). Neste contexto, a diferença entre resultados para a primeira semana operativa é explicada pelas políticas operativas construídas a partir da segunda semana.

Os cenários de vazão são obtidos através do sistema Pluvia e como cenário de *benchmark* será considerado a previsão de vazão gerada utilizando a metodologia oficial do ONS. Apesar disso, não é utilizada a previsão disponibilizada para o modelo *DECOMP*. Isso se deve ao fato da possibilidade de ocorrência de diferenças nos dados de vazão e precipitação observadas entre a previsão oficial e a previsão realizada pelo Pluvia. Estes dados são coletados de diversas estações pluviométricas espalhadas pelo território nacional e alguns destes pontos não são disponibilizados pelo ONS, tendo de ser estimados pelo Pluvia. Apesar de utilizarem os mesmos mapas e procedimentos, estas diferenças podem gerar previsões de vazão distintas. Como o objetivo é se analisar o impacto da árvore de cenários em si, é adequado se utilizar previsões de vazão de apenas uma fonte de dados, mantendo a coerência das análises feitas.

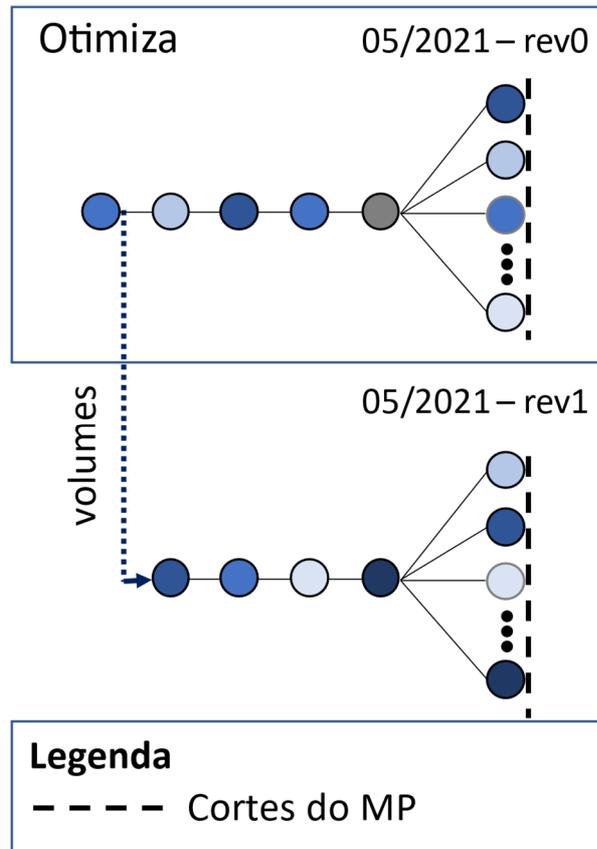
Na comparação entre árvores de cenários, para o caso com aberturas na segunda semana são utilizadas todas as previsões de vazão disponíveis de acordo

com os mapas que o ONS utilizou para gerar sua previsão conjunta. Pode acontecer que o operador não considere algum mapa específico em sua previsão, neste caso, o mapa não é utilizado para compor a árvore de cenários. Esta e outras questões relacionadas são comentadas em detalhe na seção 5.2.2.

Para *decks* de uma mesma revisão são aplicadas as mesmas considerações, exceto nos pontos de análise, visando uma comparação justa entre os resultados. O horizonte de estudo vislumbrado é de 05/2021 a 10/2021, composto por uma série de casos de curto prazo. As análises visam comparar resultados obtidos através da execução de: i) casos pontuais compostos por apenas uma revisão; ii) casos em caráter de horizonte rolante (HR).

A estratégia de HR se caracteriza pelo acoplamento da decisão feita por um modelo no período anterior como dado de entrada para a execução de um modelo no período seguinte. No âmbito do planejamento energético brasileiro, essa estratégia pode ser utilizada entre todos os modelos da cadeia. O encadeamento entre *decks* de CP acontece através do acoplamento entre o volume final das hidrelétricas no primeiro período (obtido após convergência do problema de otimização) como volume inicial da revisão da semana seguinte, como mostra a Figura 21. Uma execução encadeada entre *decks* de CP no horizonte entre 05/2021 e 10/2021 resulta na execução de 24 casos.

Figura 21 – Acoplamento entre revisões do problema de CP.



Fonte: elaborado pelo autor

Seguindo a metodologia oficial de execução dos modelos da cadeia de planejamento, no estudo de horizonte rolante a execução da última revisão do CP do mês seria procedida pela execução do caso de MP, onde os volumes finais seriam acoplados e novos cortes seriam obtidos para os *decks* de CP do próximo mês. Entretanto, foi utilizada a premissa de apenas uma execução de MP, como mostra a seção 5.2.1.

A composição dos estudos (nível de penalidade, estrutura da árvore e CVaR) bem como os resultados obtidos são apresentados no Capítulo 6.

5.2 PREMISSAS DO ESTUDO

Para se fazer as execuções de curto prazo, algumas questões devem ser analisadas e definidas. A primeira seção mostra aspectos da otimização do problema de MP, como os dados de entrada, o estudo em si e um detalhamento a respeito dos cortes construídos. Já na segunda seção é apresentado premissas em relação à

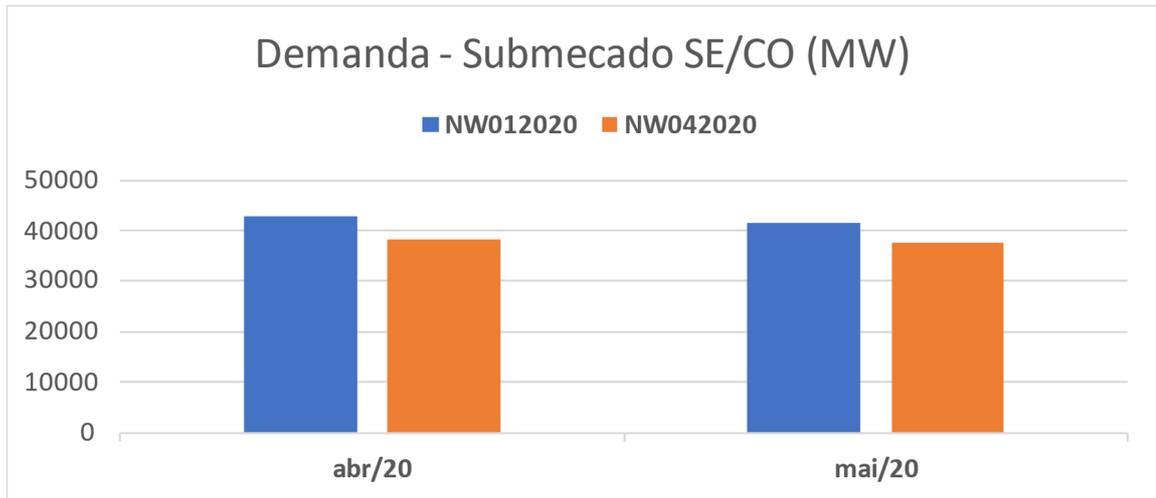
árvore de cenários para o horizonte completo e a última seção expõe premissas mais abrangentes em relação a modelagem do sistema hidrotérmico.

5.2.1 Otimização de médio prazo

É primordial o acoplamento do estudo de CP com o de MP através da FCF, pois sem ele o sistema não veria benefício em estocar água no final do período. A FCF visa definir uma política operativa considerando um horizonte para além do período de otimização do estudo. Destaca-se que atualmente no setor se realiza a otimização do modelo de MP uma vez por mês, sendo os mesmos cortes acoplados ao PMO e suas revisões. Dessa forma, os dados de entrada do modelo são atualizados mensalmente com base no que foi realizado e conforme novas expectativas. Além disso, no problema de MP as usinas hidrelétricas são agrupadas em reservatórios de energia equivalente (REE), sendo a operação e a vazão afluente dada por REE.

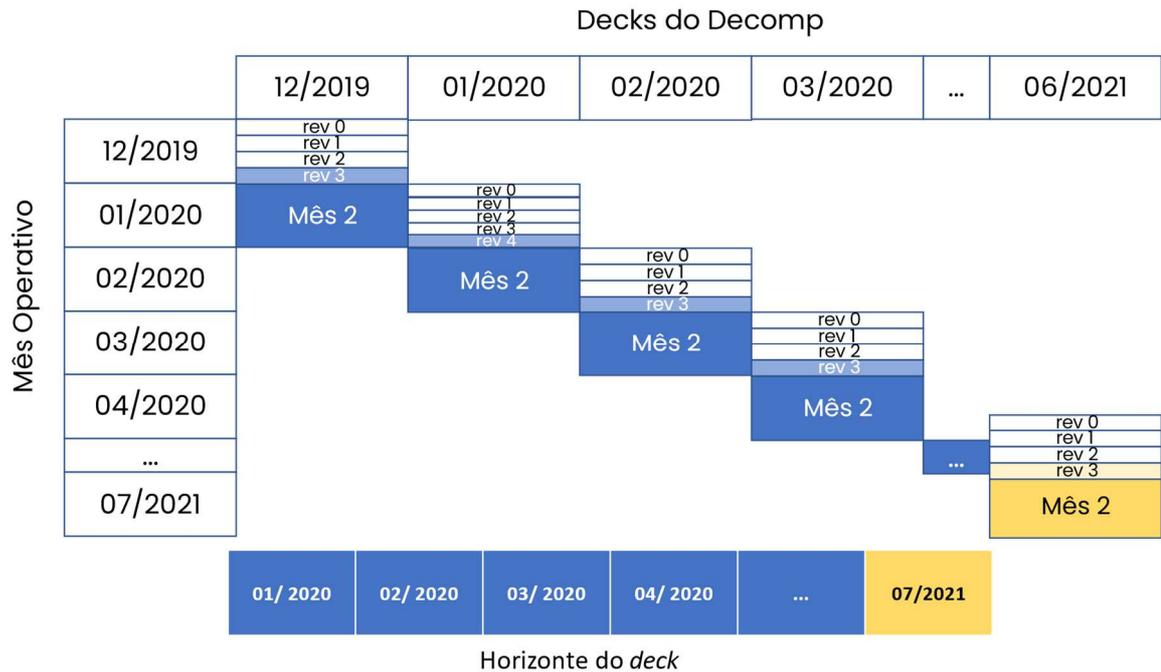
Assim como o modelo de CP, o modelo de MP prioriza a representação estocástica apenas das afluências. Portanto outros parâmetros, como a demanda, para os próximos meses e não possuem incerteza. Para exemplificar este caso, considere a demanda prevista pelo modelo *NEWAVE* de 01/2020 e de 04/2020. Durante este tempo, ocorreu a pandemia do COVID-19 que diminuiu a carga do país. A Figura 22 mostra as demandas consideradas em cada *deck* para os meses de 04/2020 e 05/2020. Esta incompatibilidade entre informações pode acarretar distorções no despacho dos modelos e ficar desalinhada com a realidade operativa.

Figura 22 – Demandas do SM SE/CO previstas por *decks NEWAVE*.



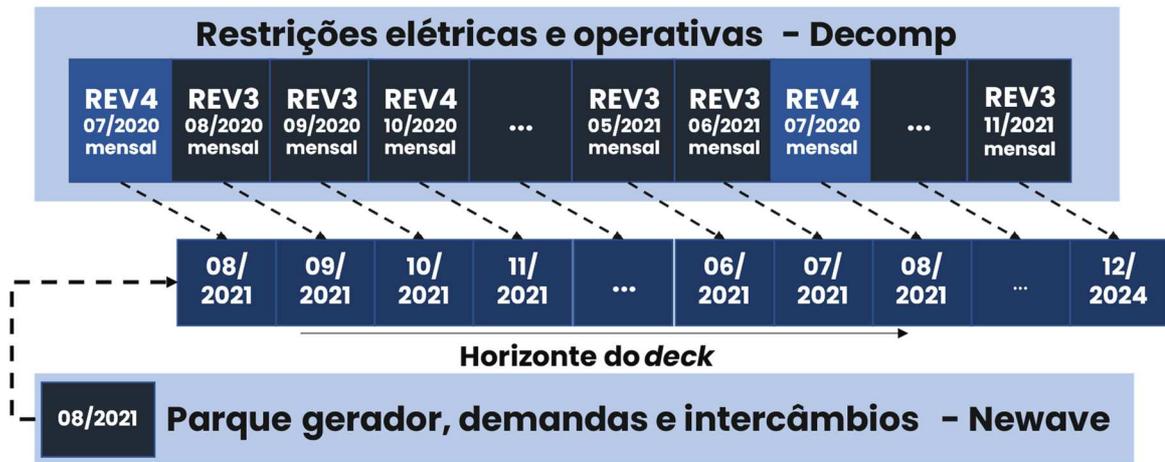
Fonte: elaborado pelo autor

Com o objetivo de: i) considerar uma representação mais minuciosa do parque hidráulico e suas restrições; ii) mitigar impactos de inconsistência temporal e iii) realizar apenas uma execução de MP; foi elaborado um *deck* mais detalhado e robusto. Este *deck* tem início em 01/2020 e é composto por informações coletadas da etapa mensal da última revisão do *DECOMP* do mês entre o período de 12/2019 a 06/2021 e pelo *deck* do *NEWAVE* de 08/2021. Para se realizar a otimização deste *deck* foi utilizado o modelo SPARHTACUS (SPT), que considera a operação individualizada das usinas hidrelétricas já na etapa de MP. A composição do sistema pode ser dividida em duas partes i) de 01/2020 a 07/2021 e ii) de 08/2021 a 12/2024. Para compor o sistema no primeiro horizonte são utilizadas informações puramente dos *decks* do *DECOMP*, como mostrado na Figura 23. Neste período é utilizado o parque gerador, as restrições, demandas e intercâmbios considerados no modelo CP.

Figura 23 – Lógica de coleta de dados para o *deck* de MP. Parte 1.

O segundo horizonte utiliza informações dos *decks* do modelo *DECOMP* e do modelo *NEWAVE*. Para as restrições elétricas e hidráulicas assume-se que são sazonais e que durante o horizonte não sofrem alterações nas configurações e limites, desta forma, são repetidos os dados coletados do último ano da varredura dos *decks* do *DECOMP* (07/2020 a 06/2021). Já para o parque gerador, demandas e intercâmbios, se consideram as informações do modelo *NEWAVE*, onde é projetado a evolução do sistema. A Figura 24 **Erro! Fonte de referência não encontrada.** mostra o esquemático para este segundo horizonte.

Figura 24 – Lógica de coleta de dados para o *deck* de MP. Parte 2.



Fonte: elaborado pelo autor

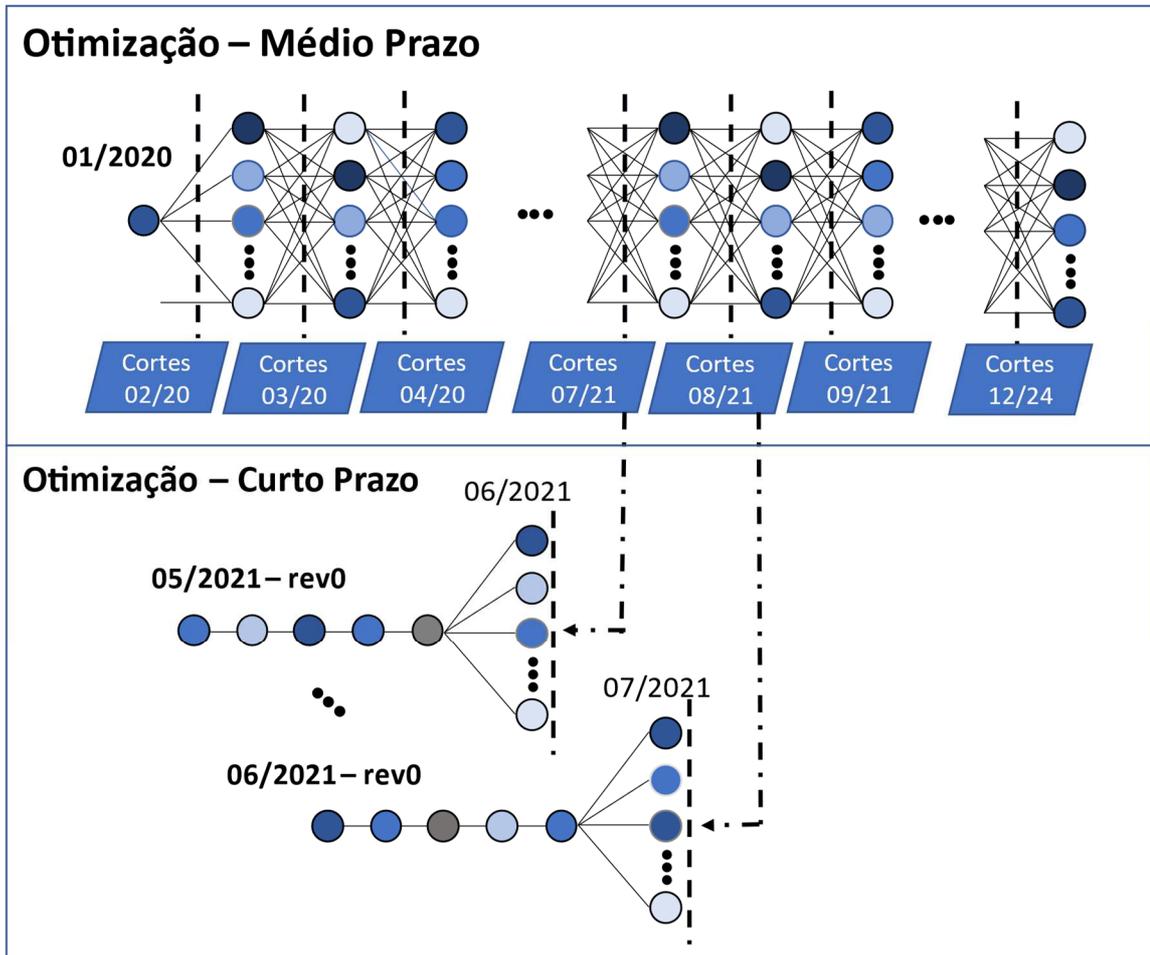
Foi realizada a otimização estocástica deste problema com uso da programação dinâmica dual estocástica (PDDE) considerando as seguintes premissas:

- Representação individualizada das hidrelétricas e suas afluições;
- 60 estágios mensais e processo estocástico com 96 aberturas por estágio;
- 85 iterações, com 96 *forwards* por iteração, totalizando 8160 cenários visitados;
- CVaR com $\alpha : 0,25$ e $\lambda : 0,5$.

Após realizar a otimização do problema, são calculados cortes em base mensal para todos os meses¹³ que podem ser acoplados nos casos de CP. Logo, um problema de CP que esteja dentro deste período pode utilizar os cortes construídos por esta otimização. Além disso, a FCF é acoplada em cada nó da etapa mensal. A Figura 25 mostra como é feito o acoplamento entre os cortes do problema de MP e o CP, no exemplo são considerados os *decks* do modelo de CP de 05/2021-rev0 e 06/2021-rev0.

¹³ Com exceção do último mês.

Figura 25 – Acoplamento entre o problema de MP e CP.



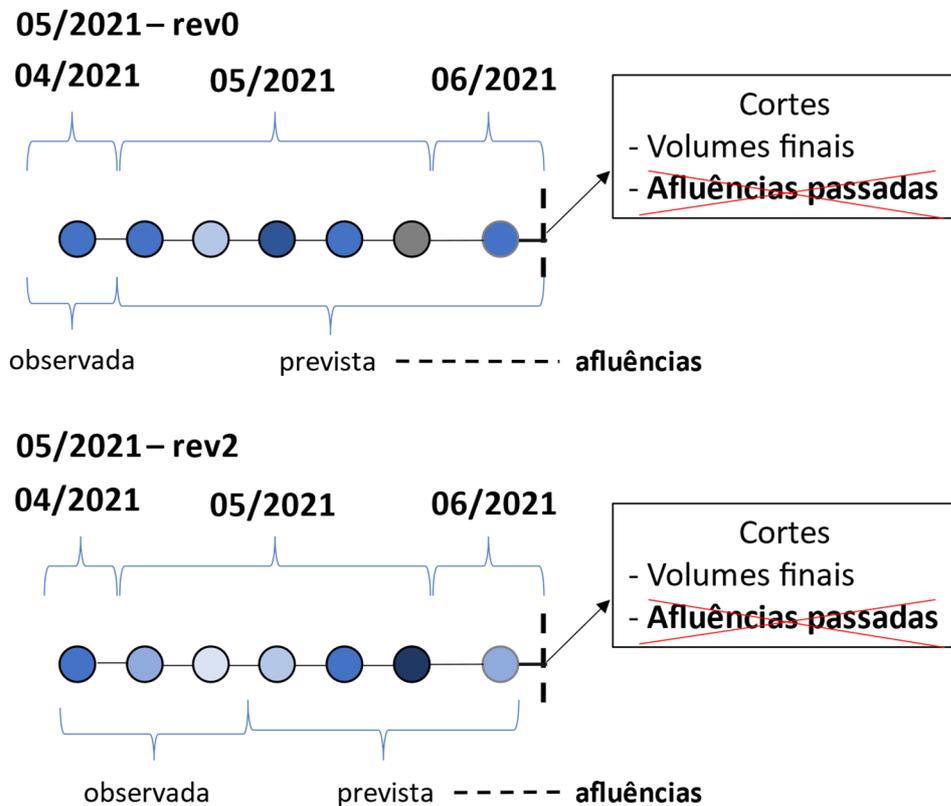
Fonte: Beltrán (2021), editado pelo autor

Caso fosse considerada uma execução de MP por mês, para cada estudo encadeado completo de CP seria necessário rodar 6 *decks* de MP. Considerando a premissa de uma otimização única, há um ganho em relação ao número de execuções. Apesar de se considerar que a execução mensal do MP é o procedimento padrão, as análises de CP de um determinado mês consideram a mesma política operativa construída. Portanto, o sistema estará sujeito à mesma FCF como base de comparação.

Na otimização de MP se faz o uso do modelo $PAR(p)$ para as afluências. Dessa forma, a vazão afluente de uma hidrelétrica pode depender de afluências de até 3 meses passados ($p = 3$). Isso faz com que as afluências passadas se tornem variáveis de estado que acoplam os estágios. Logo, os cortes de otimalidade construídos possuem variáveis de afluência passada e ao se acoplar estes cortes no problema de CP é necessário realizar o abatimento destas parcelas no valor do lado direito da equação de corte (RHS), de acordo com a trajetória do cenário de afluência.

O abatimento no corte de uma hidrelétrica que tenha p igual a 3, faz com que seja descontado a parcela referente à afluência mensal do segundo mês, à média das afluências semanais previstas e observadas do primeiro mês e à afluência mensal do mês anterior ao estudo. Na medida que as revisões são feitas, as afluências mensal, semanais e observadas são atualizadas. A Figura 26 ilustra este exemplo para uma revisão 0 e revisão 2. Note que no segundo caso parte das afluências semanais se converte em vazão observada tendo seus valores atualizados. Já o restante das semanas bem como a afluência mensal é atualizada através de novas previsões.

Figura 26 – Abatimento das afluências passadas.



Fonte: elaborado pelo autor

5.2.2 Árvore de cenários

Em relação a consideração dos cenários de vazão na árvore de cenários, a partir de 07/2021-rev0 o ONS passou a adotar o modelo chuva-vazão para a primeira e segunda semana operativa, conforme mostrado na seção 4.1.1 Até então, o PREVIVAZ era utilizado para gerar as vazões de segunda semana de todos os aproveitamentos do SIN. Destaca-se que o mapa ETA considera um horizonte de 9

dias de precipitação, sendo que a previsão de quinta-feira se estende até o sábado da semana seguinte. Com isso, nem com a extensão de 4 dias na previsão de vazão, como é feito atualmente, o mapa possui horizonte para completar as duas primeiras semanas operativas. Dessa forma, o Pluvia não gera o arquivo PREVS.RVX para o ETA, sendo este mapa desconsiderado do estudo a partir de 07/2021-rev0, apesar de ainda fazer parte da previsão conjunta do ONS. Para evitar que o ETA desloque a previsão conjunta e que na árvore não tenha cenários que o represente, a previsão conjunta passa a ser um cenário da árvore com aberturas.

Outro ponto é que como a metodologia de geração de cenários de vazão está em constante evolução, durante 10/2021-rev2 e 02/2022-rev3 o ONS desconsiderou o mapa ECWMF em sua previsão conjunta a fim de aprimorar questões metodológicas. Dessa forma, a árvore de cenários com aberturas é composta pela previsão conjunta e por previsões do GEFS.

5.2.3 Premissas na modelagem do sistema

Em relação à representação do sistema hidrotérmico no CP, as seguintes premissas são consideradas no estudo:

- Desconsideração do tempo de viagem d'água entre as usinas de Três Marias e Queimados até Sobradinho. Sendo assim, a vazão defluída pelas usinas à montante pode ser utilizada por Sobradinho no mesmo período;
- Penalização do turbinamento das hidrelétricas. A formulação da FPH (7) pode cair em pontos de geração abaixo do hiperplano, o que é observado em alguns casos. Isso fazia com que hidrelétricas turbinem água que não era utilizada de fato para gerar energia. Para contornar este problema, a variável de turbinamento é penalizada na função objetivo¹⁴. Outras variáveis penalizadas para evitar distorções na solução do problema são o vertimento das hidrelétricas e os intercâmbios;
- Não é considerado o pré-despacho das usinas GNL;

¹⁴ Prática comum no setor.

- Não são modeladas as usinas hidrelétricas de bombeamento;
- Não é modelado a variável de evaporação.

6 EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

O capítulo tem como objetivo apresentar os casos propostos e resultados computacionais. As execuções foram realizadas em um computador com processador Intel® Xeon® CPU E5-2660 v3 @ 2.6GHz com 128GB de memória RAM e sistema operacional Windows. Os problemas matemáticos de otimização e as estratégias de solução foram implementados em linguagem Python e a resolução dos problemas é feita utilizando o Gurobi® versão 9.1.2.

Como mencionado anteriormente, para compor o sistema hidrotérmico em análise foram utilizados os dados de entrada do modelo *DECOMP*. Durante o período em análise, o sistema é composto por 162 hidrelétricas, entre 103 e 107 usinas termelétricas, cerca de 58 restrições elétricas e 140 restrições hidráulicas operativas. A próxima seção mostra os experimentos realizados e respectivos resultados e análises.

6.1 CASOS PROPOSTOS E RESULTADOS

Esta seção visa apresentar os casos e resultados obtidos da otimização dos problemas. De maneira geral, as análises são feitas com base na execução do problema de primeiro estágio após a convergência do problema de otimização. Desta forma, os resultados apresentados são referentes à simulação do primeiro estágio. A linha inicial de casos segue uma análise estática em que para diferentes revisões do PMO são realizadas execuções pontuais utilizando o volume inicial real considerado no *DECOMP* de cada revisão. Em um primeiro momento são apresentados casos com a estrutura da árvore oficial do modelo de CP com diferentes níveis de penalidade. Independentemente do tipo de folga (potência, volume ou vazão), elas recebem o mesmo custo de penalidade. A vazão utilizada nestes casos é obtida da previsão conjunta gerada pelo produto Pluvia. Em seguida são exibidos os casos com a estrutura de árvore de cenários proposta, ao qual conta com a representação explícita de cenários de vazão a partir da segunda semana. Além disso, para estes casos é feito uma sensibilidade em termos da demanda, sendo atribuído um acréscimo de 10% e 20% na demanda bruta.

Para auxiliar na nomenclatura dos casos, considere a Tabela 2.

Tabela 2 – Nomenclatura dos casos.

Demanda	Tipo de árvore	
	Previsão Conjunta	Previsões Explícitas
+0%	PC0	PE0
+10%	PC10	PE10
+20%	PC20	PE20

Posteriormente são exibidos os casos em caráter de HR para níveis de penalidade selecionados. Inicialmente são apresentados os resultados da árvore de cenários com a estrutura oficial e em seguida da árvore de cenários proposta. Nestes casos também são feitas sensibilidades na demanda.

Para cada caso são apresentados os valores de energia natural afluenta (ENA) do SIN para o horizonte do problema. Em linhas gerais, a ENA representa as vazões em termos de energia e é calculada a partir das vazões naturais de cada posto se considerando uma produtividade equivalente referente à 65% do armazenamento do seu volume útil. No cálculo é empregada a metodologia apresentada no Submódulo 2.4 dos Procedimentos de Rede do ONS (ONS, 2022).

Em alguns casos são apresentados os valores de energia armazenada (EAR), que retrata o volume dos reservatórios em termos de energia. Para este cálculo foi utilizado como base o método em de Matos (2012). Vale ressaltar que algumas simplificações foram adotadas, como a desconsideração da energia de desvio, já que o cálculo de certas parcelas da EAR envolve um processo complexo que não tem muito impacto no resultado.

6.1.1 Caso 1 – Estático – previsão conjunta

Estes casos se caracterizam por ser uma execução única, sem acoplamento com estudos posteriores. Nestas execuções são selecionadas as revisões 05/2021-rev0 (início do período seco) e 09/2021-rev0 (período intermediário próximo ao fim do período seco). O custo de déficit segue o definido oficialmente no modelo *DECOMP* (6524R\$/MWh). São analisados casos com os seguintes níveis de penalidade: i) 1; ii) 100; iii) 500; iv) 1000; v) 1500; vi) 2000; vii) 5000; viii) 7000; ix) 10000. Lembrando que apesar de terem unidades diferentes, são aplicadas as mesmas penalidades para todos os tipos de folga. Para efeito de comparação também é apresentado um caso mais relaxado que não considera as restrições operativas e elétricas. Todos os casos

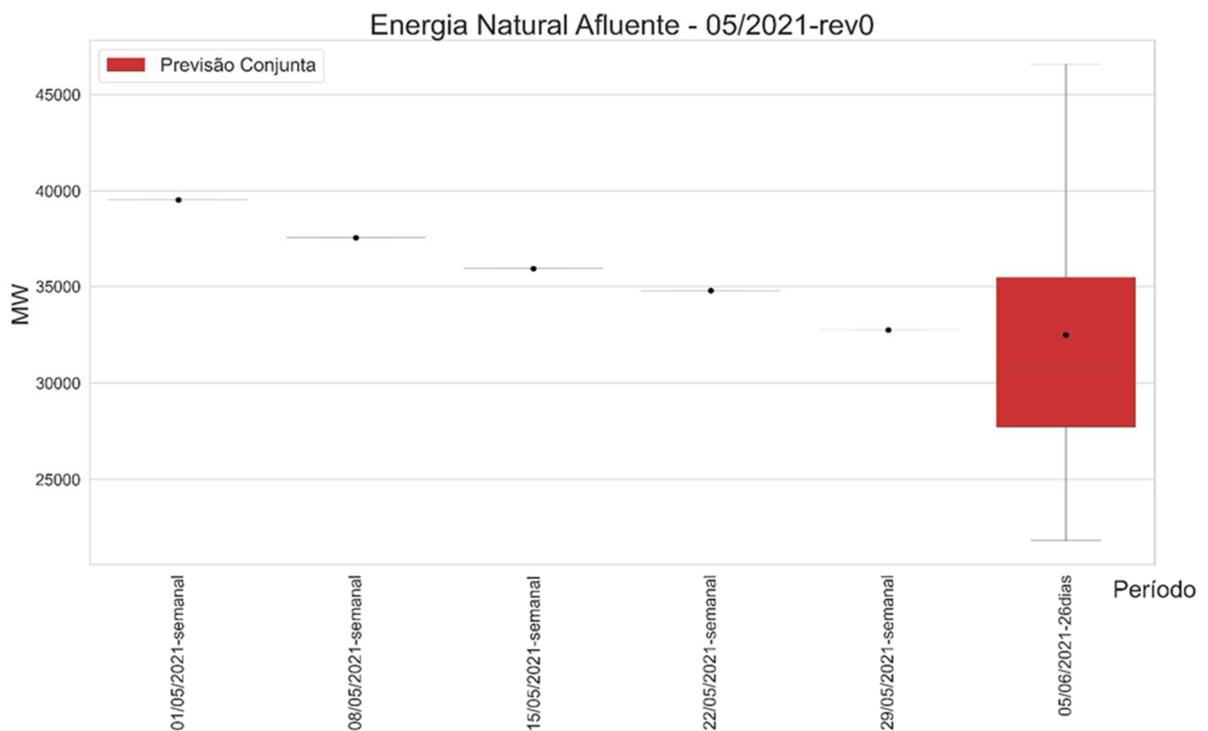
possuem penalidades nas variáveis de turbinamento, vertimento e intercâmbio cujo valor é de 0.001.

Os resultados apresentados são todos referentes ao primeiro estágio.

6.1.1.1 05/2021-rev0 – previsão conjunta

Ao se considerar a árvore de cenários com as mesmas premissas de construção da árvore oficial, são obtidos os valores de ENA para o SIN mostrados na Figura 27. Nota-se que nos primeiros 5 períodos se tem um valor determinístico e no último período se tem um gráfico do tipo *box-plot* que mostra a distribuição das ENAs da etapa mensal.

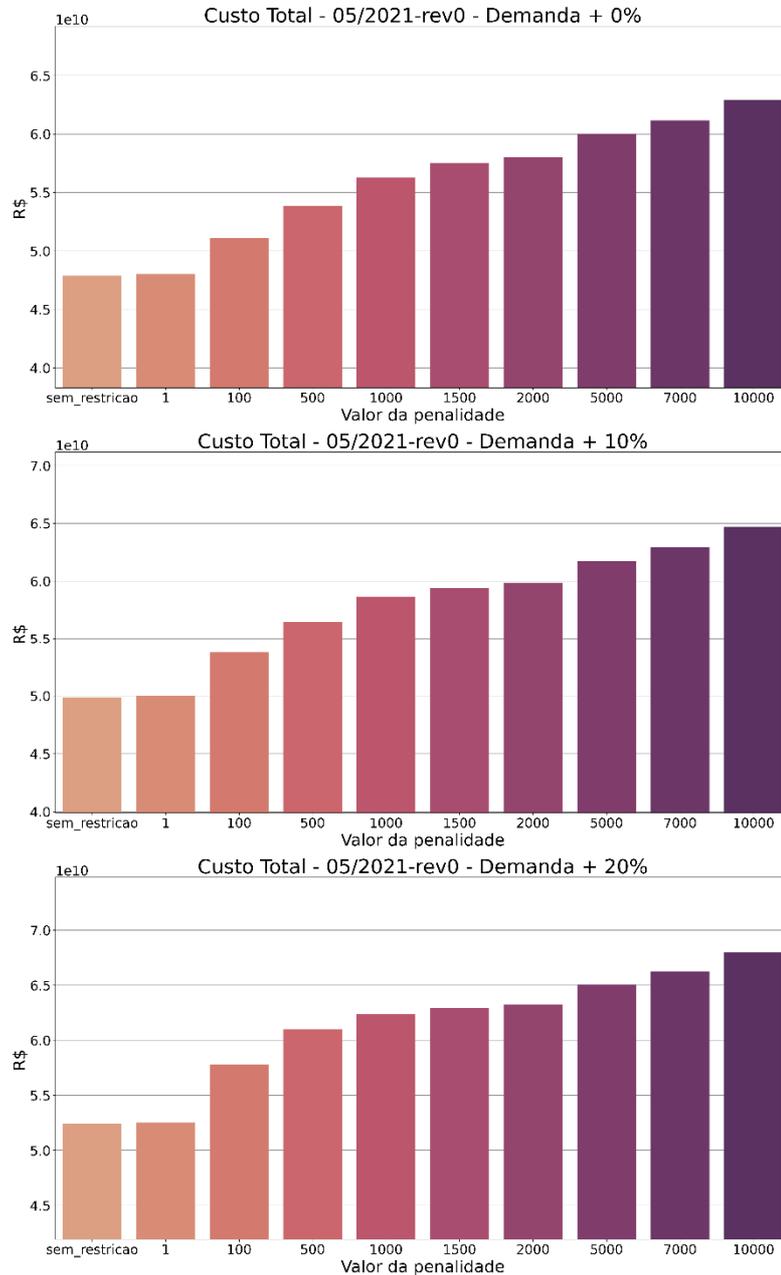
Figura 27 – ENA do SIN da previsão conjunta para 05/2021-rev0.



A seguir são apresentados os resultados referentes às três sensibilidades de demanda de maneira simultânea. A ideia é analisar a diferença no despacho ao se considerar os diferentes níveis de penalidade e carga, sem se ater aos resultados numéricos de maneira minuciosa.

O custo total dos problemas de primeiro estágio é mostrado na Figura 28. É possível notar que o custo aumenta à medida que o nível de penalidade também aumenta.

Figura 28 – Custo total de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.



O custo total é a soma do custo imediato, referente ao custo do problema do primeiro estágio, com o custo futuro. A alta magnitude do custo total é fortemente associada ao custo futuro, mostrado na Figura 29. Observa-se que o custo futuro também aumenta à medida que o nível de penalidade aumenta e chega à valores

próximos do custo total. A magnitude do custo futuro é proveniente dos cortes do problema de MP acoplado no último período do horizonte de otimização.

Figura 29 – Custo futuro de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.

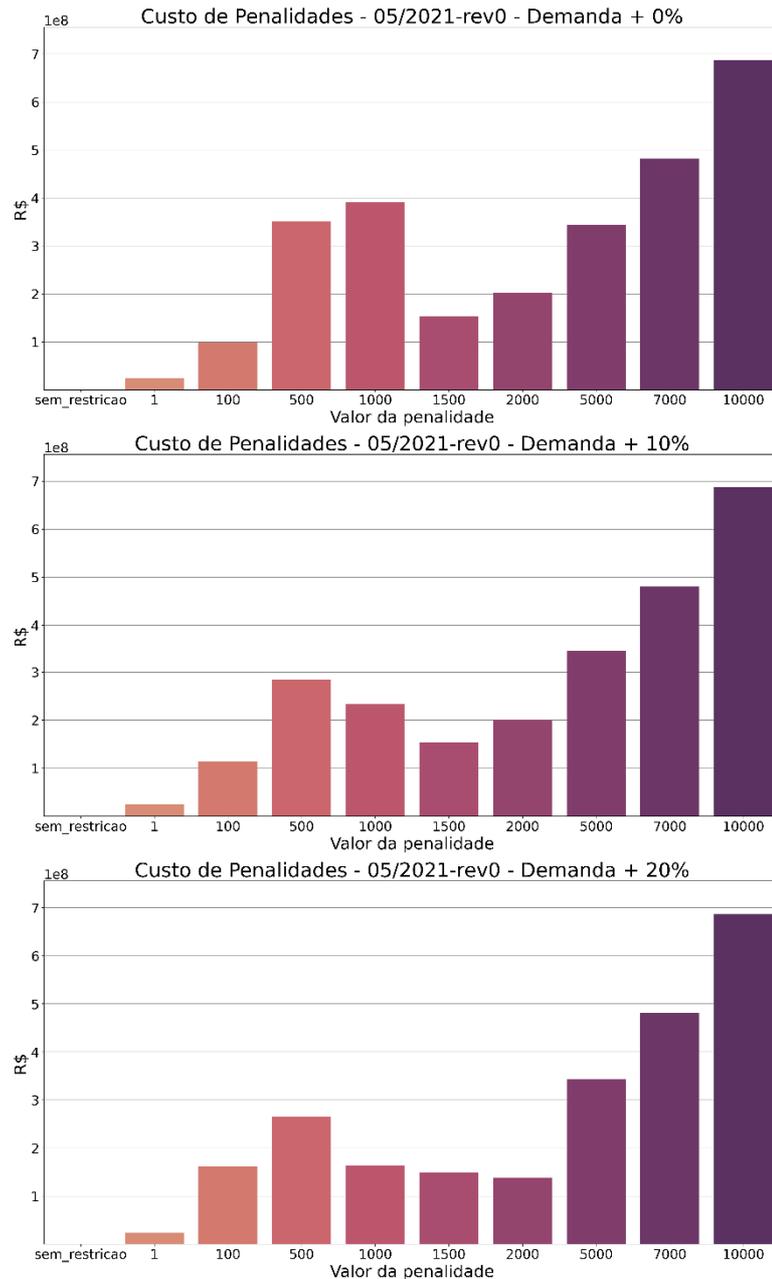


Fonte: elaborado pelo autor

O custo de penalidade total é dado pelo produto das variáveis de folga pelo seu respectivo valor unitário de penalidade e o número de horas do período. Neste custo também entram as penalidades do turbinamento, vertimento e intercâmbio, porém têm pequena participação na parcela total. A Figura 30 mostra o custo de penalidade para os casos em análise, ao qual se percebe que o custo para as

penalidades 500 e 1000 decrescem com o aumento da demanda. Observa-se que para a penalidade de 1500 o custo com penalidades permanece estagnado enquanto a penalidade de 2000 sofre redução entre a sensibilidade de demanda 10% e 20%.

Figura 30 – Custo de penalidades de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.

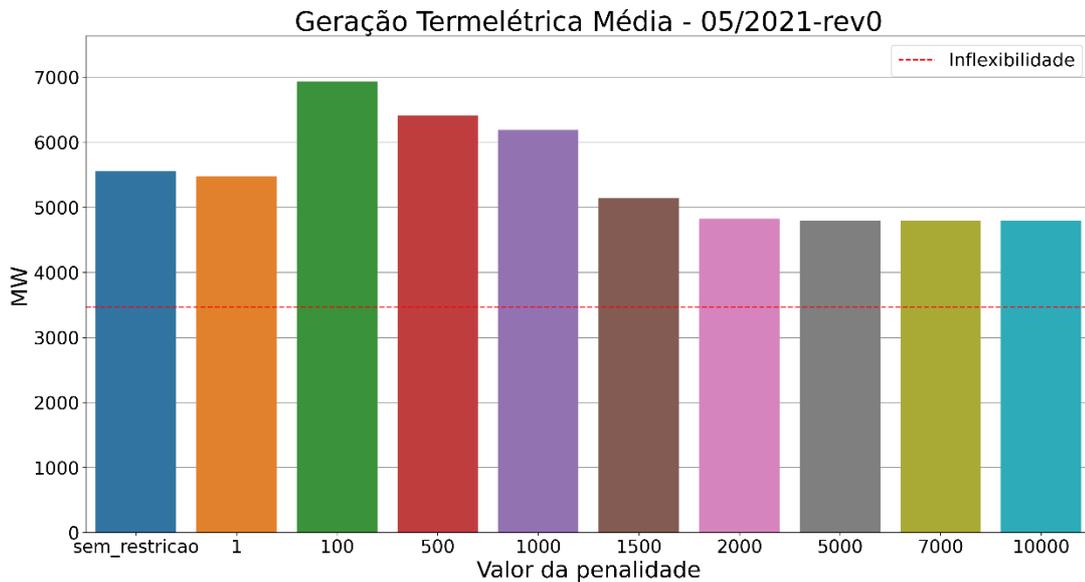


Fonte: elaborado pelo autor

A Figura 31 mostra a geração termelétrica média (geração de cada patamar de carga ponderada pela duração do patamar) para os casos em análise e demanda original. Neste gráfico é exibido uma linha que representa a geração térmica mínima

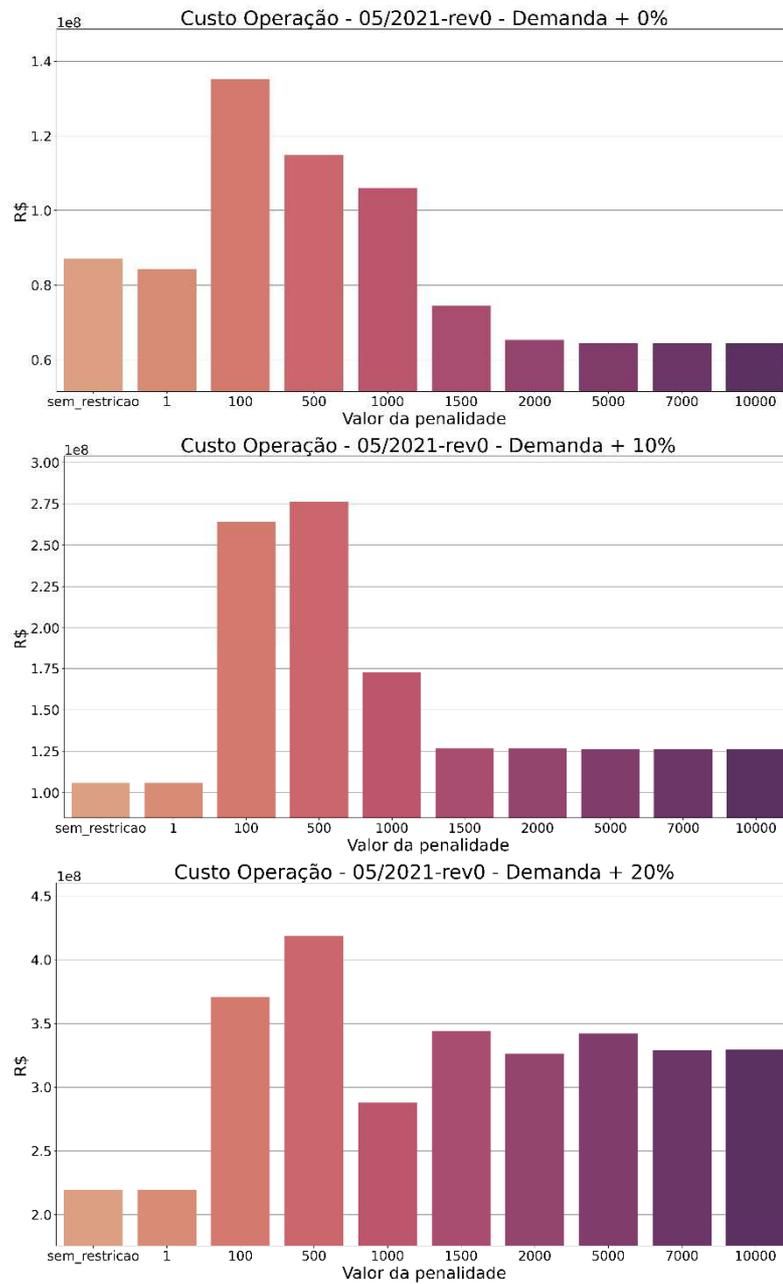
(inflexibilidade). Todos os casos geram acima da inflexibilidade, sendo que os casos com penalidade 100, 500 e 1000 têm os maiores despachos respectivamente. Os casos com penalidades 5000, 7000 e 10000 têm o mesmo valor médio de despacho e o mesmo valor por patamar. Logo, o valor de despacho hidráulico é o mesmo também. Apesar de possuírem o mesmo valor total de despacho hidrelétrico por patamar, o despacho por usina não é idêntico, tendo pequenos desvios.

Figura 31 – Despacho termelétrico em 05/2021-rev0 – PC0



O custo de operação, dado pela soma do custo gasto com as termelétricas e déficits de energia é mostrado na Figura 32. Neste primeiro caso não houve cenários de déficit, logo o custo de operação representa o custo de despacho das térmicas.

Figura 32 – Custo de operação de 05/2021-rev0 para diferentes penalidades e demandas.



Fonte: elaborado pelo autor

É notável que o custo de operação dentro da mesma faixa de demanda é não-linear. Nota-se que para os casos sem restrição ou com uma penalidade irrisória há um baixo despacho termelétrico, seguido por um pico em torno das penalidades de 100 e 500 e voltando a reduzir para o restante das penalidades.

Tendo como auxílio a Figura 31, e levando em conta o custo de operação do caso com a demanda original, pode-se tirar algumas conclusões:

- Os casos com penalidade 100, 500 e 1000 despacham mais termelétricas que o caso sem restrição e armazenam mais água, porém o custo futuro é mais caro, pois nela é embutida o custo das penalidades. Logo, estes casos veem vantagem em armazenar água, pagando eventuais penalidades para tentar diminuir o custo futuro. Esta decisão pode ser explicada pelo fato que a água armazenada serve para atender também as restrições dos períodos seguintes.
- Os casos com penalidades de 5000, 7000 e 10000 despacham com menos termelétricas e possuem custo futuro maior que os outros casos. Como todos os casos são idênticos, um custo futuro mais elevado pode significar que no cálculo das políticas operativas foi observada uma função objetivo maior (influenciada pelo custo elevado dos outros estágios e pelo custo de penalidade), elevando o RHS. Um alto despacho de hidrelétricas pode representar que o sistema não vê benefício em estocar a água para períodos futuros.

Ao se comparar os despachos com a demanda original e a demanda acrescida em 20%, nota-se que na primeira sensibilidade a execução com penalidade 1000 despachou mais comparado aos casos com penalidades maiores. Já no segundo caso observa-se o comportamento inverso, onde este passou a ter um custo de operação menor que os outros. Isto também é observado ao se comparar o caso sem restrições com o caso com penalidades elevadas. Logo o nível de penalidade se mostra fator determinante no despacho e depende também da demanda.

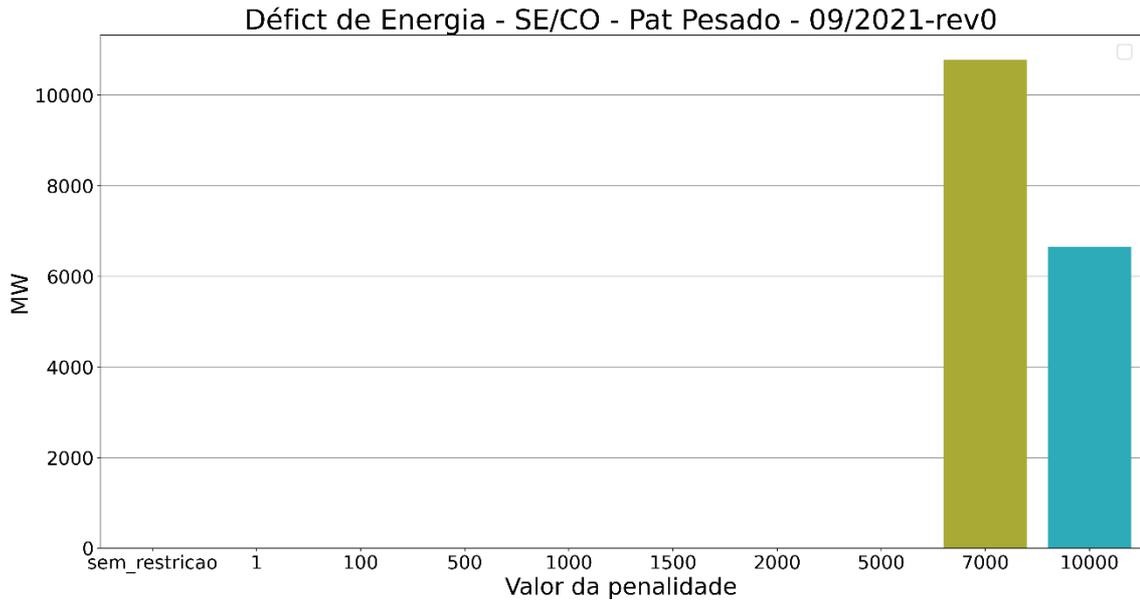
Muitas restrições operativas são de defluência mínima e a depender do custo de penalidade, o sistema tende a atender às restrições, mesmo que isso se reflita em um menor armazenamento ao final do horizonte. Isso se reflete no volume ao final do último período, onde são acopladas as funções de custo futuro do problema de MP.

6.1.1.2 09/2021-rev0 – previsão conjunta

Em relação a este caso, muitas das considerações feitas na seção anterior são equivalentes, como o comportamento do custo total e do custo futuro. É interessante destacar a ocorrência de déficit de energia no caso com a demanda

aumentada em 20% para o submercado SE/CO no patamar pesado, mostrado na Figura 33. Os casos que tiveram déficit, penalidade 7000 e 10000, possuem valor de penalidade maior que o custo de déficit (6524R\$/MWh).

Figura 33 – Déficit de energia de 09/2021-rev0 – PC20.



Fonte: elaborado pelo autor

Desta forma, o sistema vê benefício em ter déficit e armazenar água para períodos futuros para atender restrições futuras. Comparando com as outras penalidades, estes dois últimos possuem de fato maior EAR, como mostrado na Tabela 3.

Tabela 3 – EAR (%) de 09-2021-rev0 para diferentes penalidades e acréscimo de 20% na demanda.

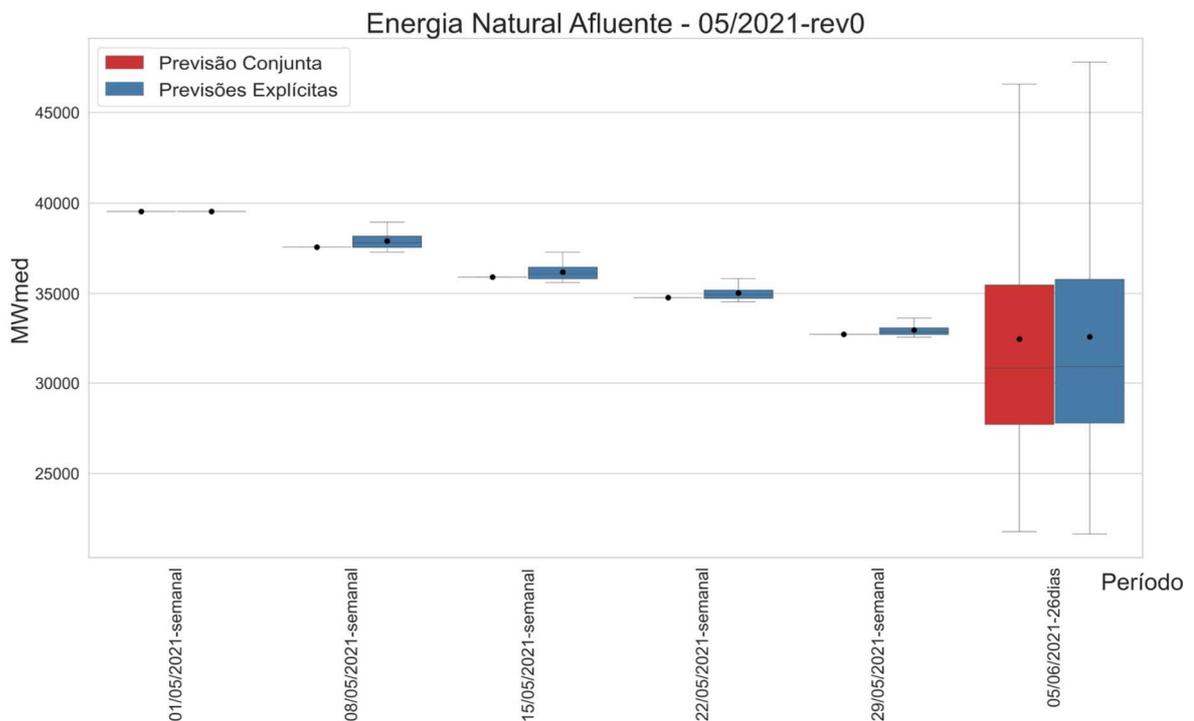
Valor Penalização	EAR (%)
sem restrição	26.57
1	26.55
100	26.56
500	26.52
1000	26.49
1500	26.42
2000	26.49
5000	26.70
7000	27.23
10000	27.05

Desta forma, para não ocorrer este tipo de distorção, parece não ser adequado utilizar penalidades com custo mais elevado que o custo de déficit.

6.1.2 Caso 2 – Estático – previsões explícitas

A Figura 34 mostra as ENAs para os casos de previsão conjunta e previsões explícitas.

Figura 34 – ENAs para revisão 05/2021.

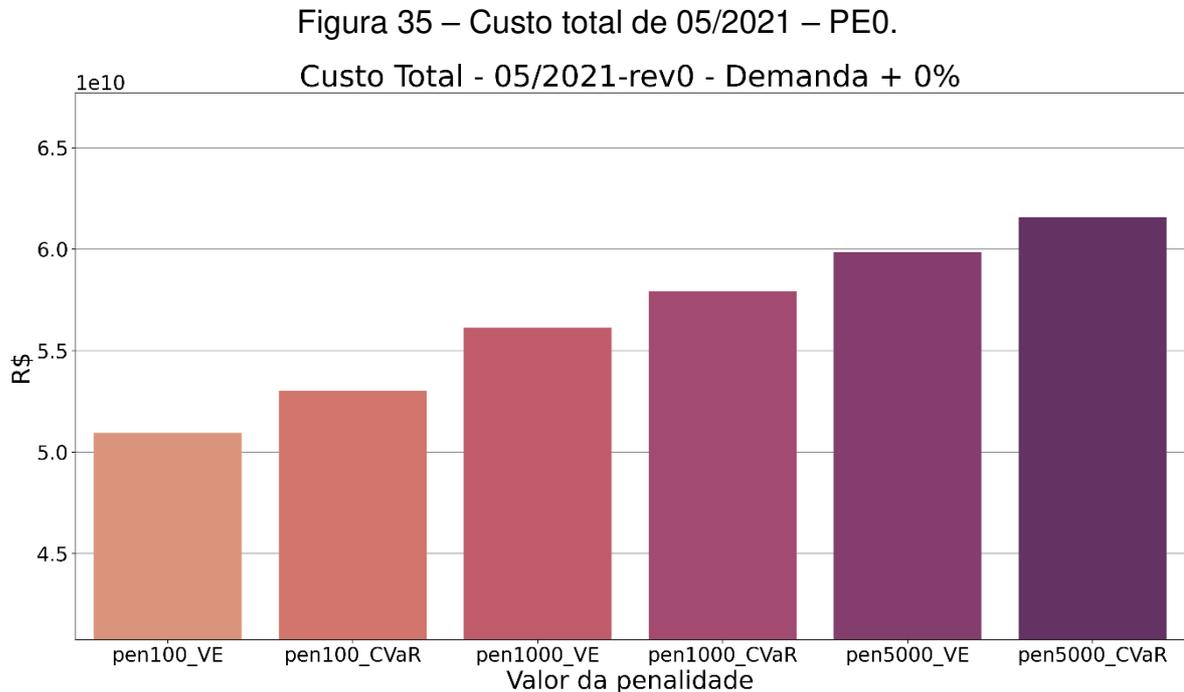


Fonte: elaborado pelo autor

Nota-se que na primeira semana ambos os casos possuem a mesma ENA, pois no formato de árvore de cenários é atribuído a vazão da previsão conjunta para o primeiro estágio do caso com os cenários explícitos. No último período, o *box-plot* referente às previsões explícitas contém as previsões da etapa mensal ao se considerar todos os cenários de vazão. De maneira geral, todos os casos seguem este mesmo comportamento, com a ENA da previsão conjunta sempre dentro do *box-plot* das previsões explícita, desviando para cima ou para baixo.

Foi realizada a otimização dos casos se considerando dois tipos de árvore: previsões explícitas com valor esperado (VE) e previsões explícitas com CVaR. O nível de CVaR setado é de $\beta = 0,25$ e $\lambda = 0,5$. Para estes casos foram analisadas

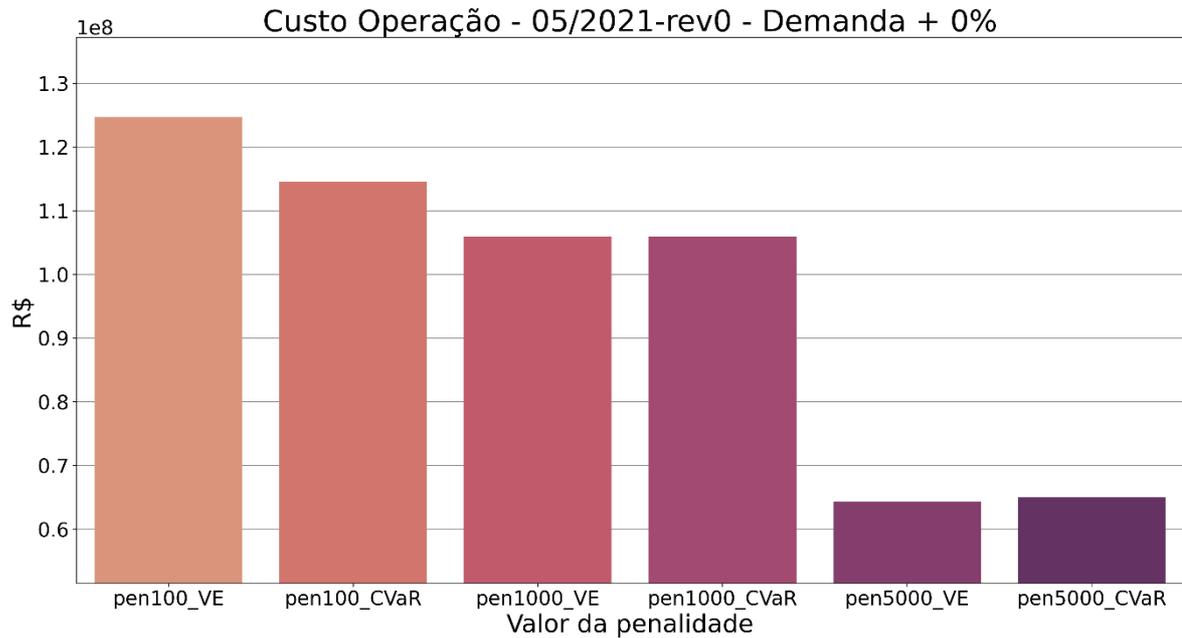
as penalidades 100, 1000 e 5000. O custo total dos problemas de primeiro estágio é mostrado na Figura 35.



Fonte: elaborado pelo autor

Na Figura 35, em relação com a Figura 28, o custo total dos casos com VE se aproximam do custo total da previsão conjunta, isto pode ser explicado pelo fato que há pouca variabilidade nas previsões de vazão, como mostrado na Figura 34. Na Figura 35 nota-se que para uma mesma penalidade, o custo total do problema com CVaR é maior que o caso que considera o VE. Isso é esperado, já que o CVaR dá maior peso para as 25% aberturas mais caras. Entretanto, isso não se reflete no custo de operação, como mostrado na Figura 36.

Figura 36 – Custo de operação de 05/2021 – PE0.



Fonte: elaborado pelo autor

Ao se analisar os despachos considerando as três penalidades, percebe-se que o que possui maior descolamento entre as estratégicas é o caso de penalidade 100. Para os outros dois o despacho térmico é praticamente o mesmo. Desta forma, infere-se que o nível de penalidade pode trazer diferenças entre as duas abordagens.

6.1.3 Caso 3 – Horizonte rolante – previsão conjunta

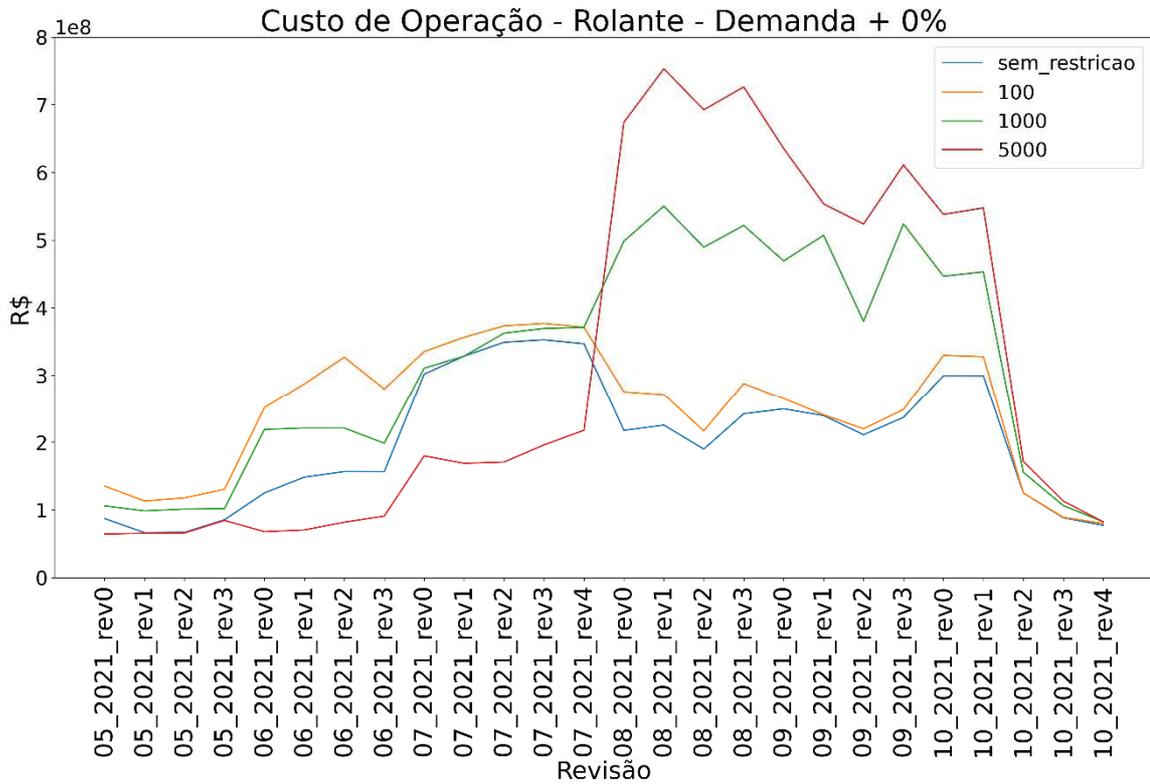
Conforme já mencionado, no estudo em horizonte rolante os volumes obtidos ao final da simulação do primeiro estágio são acoplados como volumes iniciais do estudo da próxima semana operativa. É interessante observar as decisões do modelo ao se acoplar os resultados semana a semana e ver a evolução do sistema.

Neste caso foram utilizadas as penalidades i) 100; ii) 1000; iii) 5000. Nesta seção é apresentada cada sensibilidade de demanda de maneira individual.

6.1.3.1 Horizonte rolante – PC0

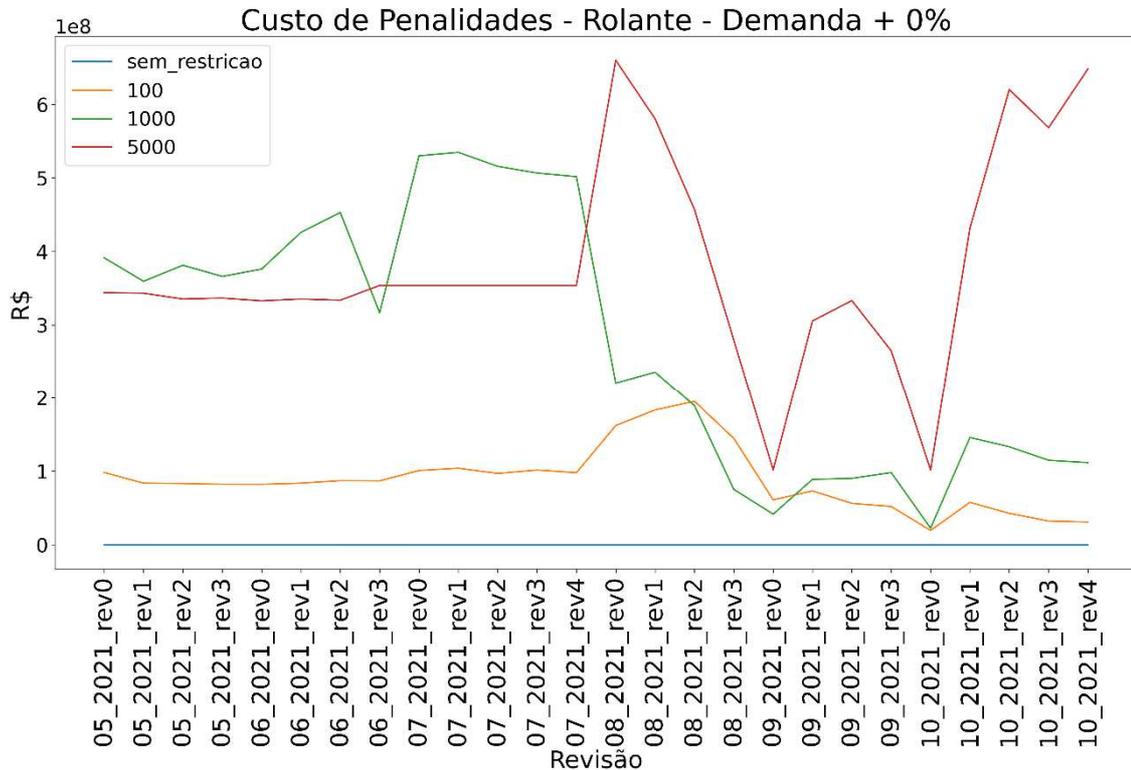
A Figura 37 mostra a curva de custo de operação para cada um dos períodos do estudo rolante. Ressalta-se que os valores no gráfico em cada revisão são referentes ao custo do primeiro estágio de cada *deck* otimizado.

Figura 37 – Custo de operação do horizonte rolante – PC0.



É possível notar que nos primeiros períodos o caso com penalidade 5000 tem menores custos de despacho, associado a um maior uso de hidrelétricas. Entretanto, na semana 08/2021-rev0 este caso aumenta consideravelmente o despacho de termelétricas, triplicando o custo de operação. Após este período, o despacho de termelétricas continua elevado em comparação com os outros casos. Finalmente nos últimos períodos, caracterizados por uma melhora na condição de afluência, este caso tem uma redução no despacho das termelétricas, se aproximando do custo dos outros casos. Para complementar a análise, a Figura 38 mostra o custo associado às penalidades.

Figura 38 – Custo de penalidades do horizonte rolante – PC0.

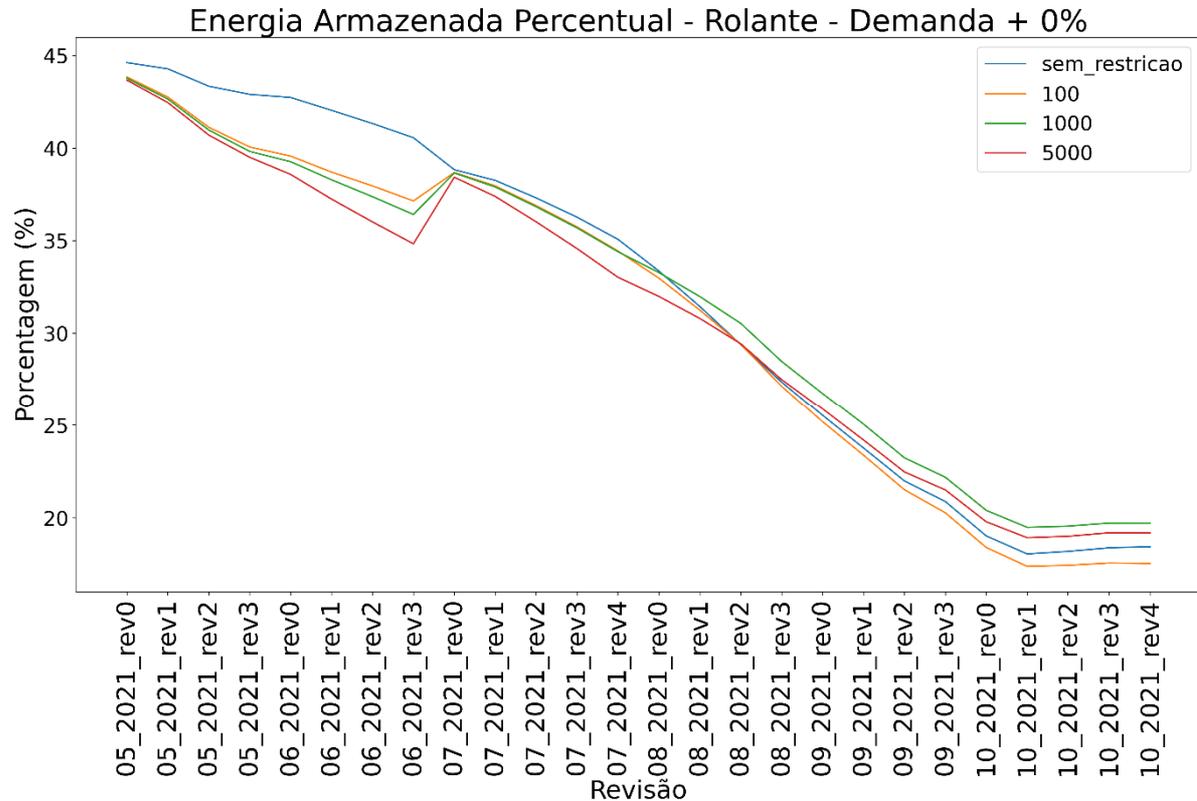


Fonte: elaborado pelo autor

Observa-se que no período referente à primeira semana de 08/2021 há um aumento expressivo no custo de penalidade para o caso com penalidades no valor 5000, devido a uma restrição de volume útil mínimo da usina de Furnas, que aumentou de 1550hm³ para 2580hm³ entre 07/2021-rev4 e 08/2021-rev0. Como a usina vinha operando em níveis mais baixos, o aumento na restrição de volume forçou a ativação da folga. Este aumento na restrição perdurou o mês inteiro de agosto de 2021 e forçou um aumento na utilização de termelétricas, já que Furnas passou a defluir menos água para o restante da cascata. Percebe-se que ao longo do mês de agosto o custo de penalidades diminuiu, caracterizado pelo aumento do armazenamento da usina.

A energia armazenada calculada para o SIN completo é mostrada na Figura 39.

Figura 39 – EAR horizonte rolante – PC0.



Fonte: elaborado pelo autor

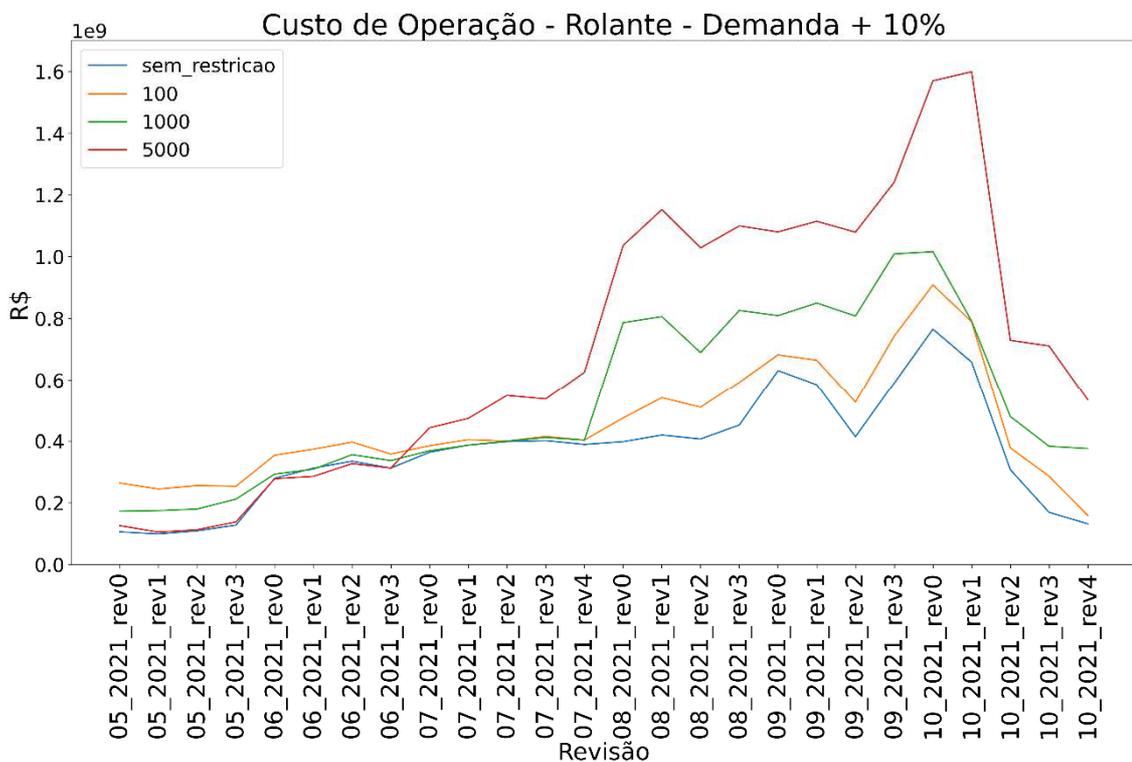
Na Figura 39 se nota que o caso sem restrições consegue armazenar mais água nos primeiros períodos, tendo um descolamento logo no primeiro período. Entretanto, na revisão 07/2021-rev0 este caso não segue o padrão do restante das penalidades e tem redução na EAR, se aproximando novamente dos outros casos. Neste período, o custo de operação (Figura 37) de todos os casos tem aumento em relação ao período anterior, porém conseguem armazenar água. O aumento do custo do caso sem restrição é mais acentuado e mesmo assim sua decisão de despacho faz com que tenha menor EAR. Seguindo o horizonte, o caso de penalidade 5000 descola dos outros casos para baixo, voltando a se aproximar dos outros casos no meio de agosto. No último período do estudo, o caso com penalidades 1000 é o que consegue ter maior armazenamento (19,7%), seguido dos casos 5000 (19,2%), sem restrição (18,4%) e penalidade 100 (17,5%).

As próximas seções apresentam as sensibilidades para as outras demandas e são feitas análises mais pontuais com foco no custo de despacho e na EAR.

6.1.3.2 Horizonte rolante – PC10

Com um acréscimo de 10% na demanda o custo de operação dos 4 casos de penalidades é mostrado na Figura 40. No primeiro mês os casos com penalidade 1000 e 5000 partem de um custo mais baixo de operação em relação aos outros dois. A partir da revisão 07/2021-rev1 o caso de penalidade 5000 se torna o mais caro e na revisão 10/2021-rev1 seu custo chega a ser 100% mais caro que os outros casos. Ressalta-se que nesta sensibilidade de demanda não houve déficit de energia em nenhum caso.

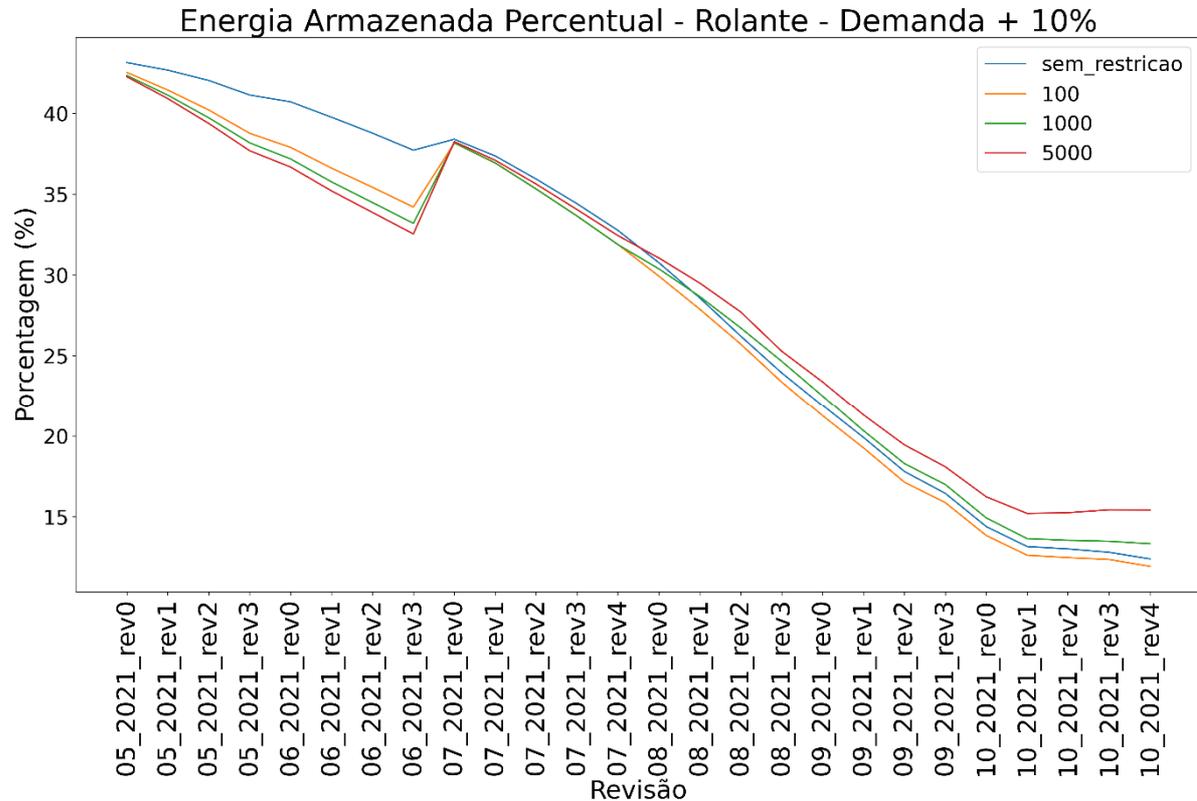
Figura 40 – Custo de penalidades do horizonte rolante – PC10.



Fonte: elaborado pelo autor

A Figura 41 mostra a evolução da EAR do sistema para os 4 casos no estudo de horizonte rolante. Note que o caso com penalidades em 5000 chegou ao fim do horizonte com maior EAR (15,4%) seguido pelo de penalidade 1000 (13,3%), sem restrição (12,4%) e penalidade 100 (11,9%).

Figura 41 – EAR horizonte rolante – PC10.



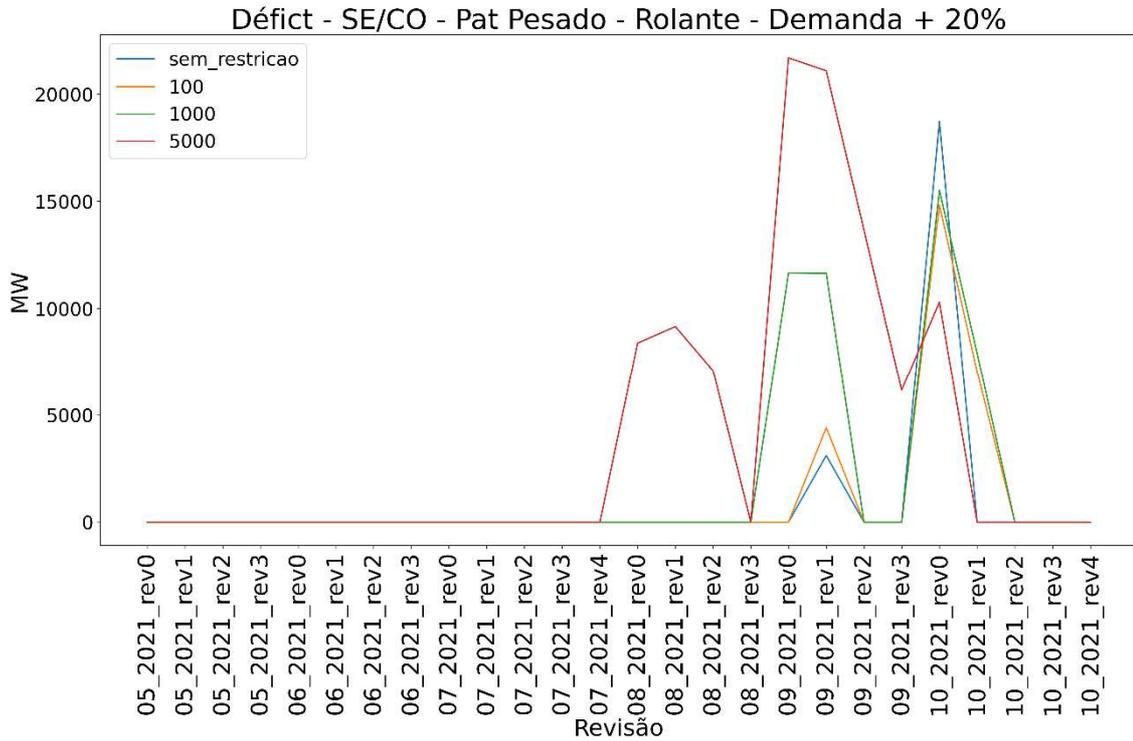
Fonte: elaborado pelo autor

Com o base na Figura 40 e Figura 41 pode-se concluir que como o caso com penalidades em 5000 teve um maior despacho de termelétricas, este caso conseguiu armazenar mais água e terminar o período seco com maior EAR.

6.1.3.3 Horizonte rolante – PC20

Ao se aumentar a demanda bruta em 20%, os casos passaram a apresentar déficit de energia. A Figura 42 mostra o valor de déficit do submercado SE/CO no patamar pesado para o horizonte de estudo. Nota-se que o caso com penalidades em 5000 apresenta déficit de energia temporalmente antes que os outros casos. Em 09/2021-rev1 todos os casos apresentam déficit, porém os casos sem restrição e penalidade 100 possuem picos menores. Em 10/2021-rev0 todos os casos possuem déficit de energia novamente, porém desta vez o caso com penalidade 5000 é o que possui menor pico.

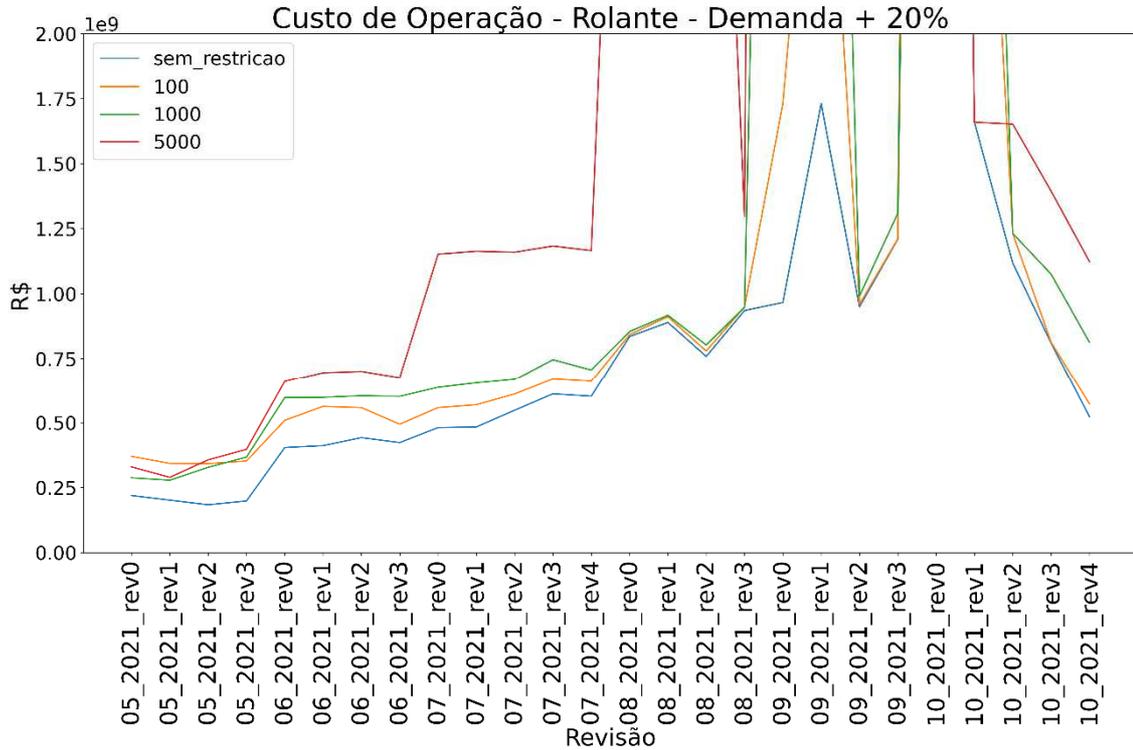
Figura 42 – Déficit de energia do submercado SE/CO no estudo rolante – PC20.



Fonte: elaborado pelo autor

O déficit de energia impacta diretamente no custo de operação dos casos, visto que no problema de otimização ele é modelado como uma termelétrica fictícia. Como os níveis de déficit foram elevados e o custo associado também é alto, a curva de custo de operação fica com um eixo vertical extenso, distorcendo o gráfico. Deste modo, o gráfico é limitado para melhor análise dos custos de operação dos períodos em que não houve déficit. A Figura 43 mostra o custo de operação.

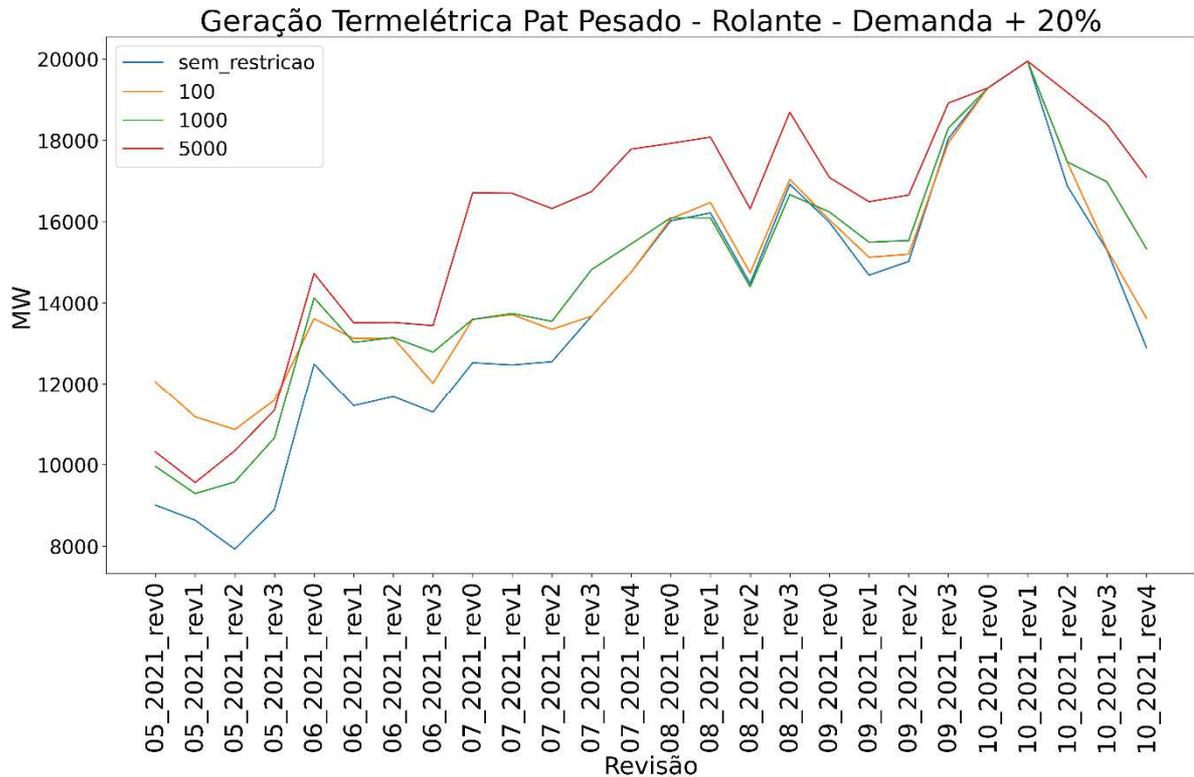
Figura 43 – Custo de operação do horizonte rolante – PC20.



Fonte: elaborado pelo autor

Na Figura 43 percebe-se que há o descolamento do custo de operação para o caso de penalidades em 5000 a partir de 06/2021-rev0. Durante o mês 07/2021 este caso tem praticamente um custo 50% a mais que os outros casos. Para entender melhor estes resultados, a Figura 44 apresenta a curva de despacho térmico.

Figura 44 – Despacho termelétrico horizonte rolante – PC20.



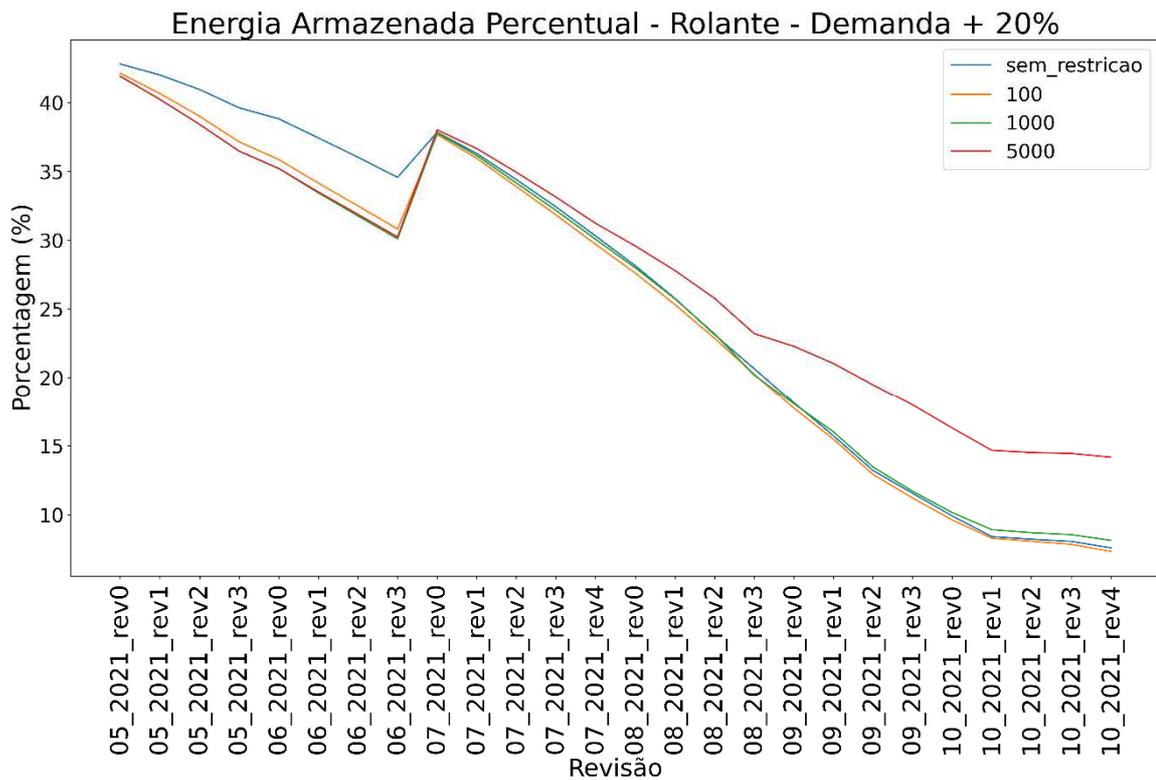
Fonte: elaborado pelo autor

No período entre 08/2021-rev0 e 08/2021-rev2, que é o primeiro período que ocorre déficit, o caso com penalidade 5000 despacha a capacidade total de termelétricas. Em 08/2021-rev0 a capacidade máxima é de 17925MW e nos seguintes períodos 18079MW e 16316MW, tendo um decréscimo de mais de 1700MW de uma revisão para outra.

Em 09/2021-rev1, onde todos os casos têm déficit, somente o caso com penalidade 5000 despachou as termelétricas em sua totalidade. Apesar de ter acionado algumas folgas com objetivo de gerar com mais hidrelétricas, o problema viu benefício em ter déficit de energia ao acionar mais folgas. Mesmo tendo capacidade de geração hidráulica disponível e capacidade de intercâmbio com outros submercados, foi decidido que o déficit era a melhor solução. Os outros casos acionaram mais folgas para utilizar mais hidrelétricas, porém os intercâmbios entre os submercados NE-SE/CO e FC-NE/CO atingiram o capacidade máxima, bem como a geração de Itaipu. Desta forma, somente o intercâmbio com o submercado S tinha capacidade de transferência de energia, porém este também atingiu sua geração térmica e hidrelétrica máxima. Desta forma, estes casos também tiveram déficit.

Em relação ao armazenamento dos reservatórios, o caso com penalidade 5000 terminou o horizonte de estudo com a maior EAR (14,1%), seguido pelo caso com penalidade 1000 (8,14%), penalidade 100 (7,3%) e sem restrição (7,6%). As curvas são mostradas na Figura 45. Como o caso sem restrição é mais relaxado, ele consegue gerar com mais hidrelétricas durante o horizonte de estudo. Por não possuir restrições de volume mínimo, consegue utilizar ao máximo as hidrelétricas, porém chega ao final do período com menos água. Já o caso com penalidade 5000 é o contrário pois como é mais restrito, não tem tanta flexibilidade para gerar com hidrelétricas e como os níveis de armazenamento são baixos, cenários de déficit acontecem com maior frequência.

Figura 45 – EAR horizonte rolante – PC20.



Fonte: elaborado pelo autor

6.1.4 Caso 4 – Horizonte rolante – previsões explícitas

A Tabela 4 mostra quais são as vazões utilizadas para compor a árvore de cenários utilizada no estudo.

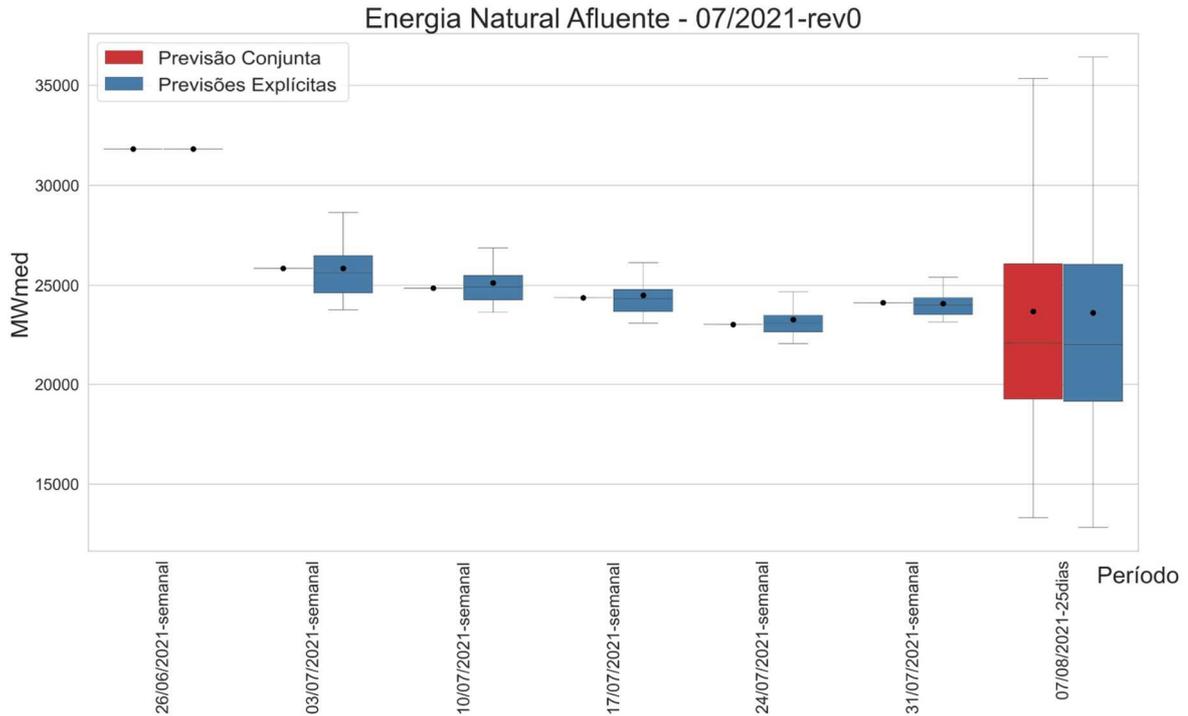
Tabela 4 – Vazões consideradas em cada revisão de curto prazo.

	ECWMF	GEFS	ETA	Conjunta
	51 membros	31 membros		
05/2021-rev0	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
05/2021-rev1	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
05/2021-rev2	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
05/2021-rev3	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
06/2021-rev0	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
06/2021-rev1	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
06/2021-rev2	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
06/2021-rev3	X	X	X	ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
07/2021-rev0	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
07/2021-rev1	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
07/2021-rev2	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
07/2021-rev3	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
07/2021-rev4	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
08/2021-rev0	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
08/2021-rev1	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
08/2021-rev2	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
08/2021-rev3	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
09/2021-rev0	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
09/2021-rev1	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
09/2021-rev2	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
09/2021-rev3	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
10/2021-rev0	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
10/2021-rev1	X	X		ECMWF ENS + GEFS ENS + ETA
10/2021-rev2		X		GEFS ENS + ETA
10/2021-rev3		X		GEFS ENS + ETA
10/2021-rev4		X		GEFS ENS + ETA

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 34 é mostrado uma comparação entre as ENAs do caso com a estrutura de árvore oficial e a árvore considerando vários cenários de vazão. Observa-se que as aberturas dos diagramas de caixa nas etapas semanais não são muito largas, além de que a ENA possui um valor baixo. Estes dois acontecimentos são corroborados pelo fato de que o estudo se passa durante o período seco, caracterizado por baixas ENAs e pouca variabilidade nas previsões de afluência. A Figura 46 mostra as ENAs das duas árvores para o período 07/2020-rev0.

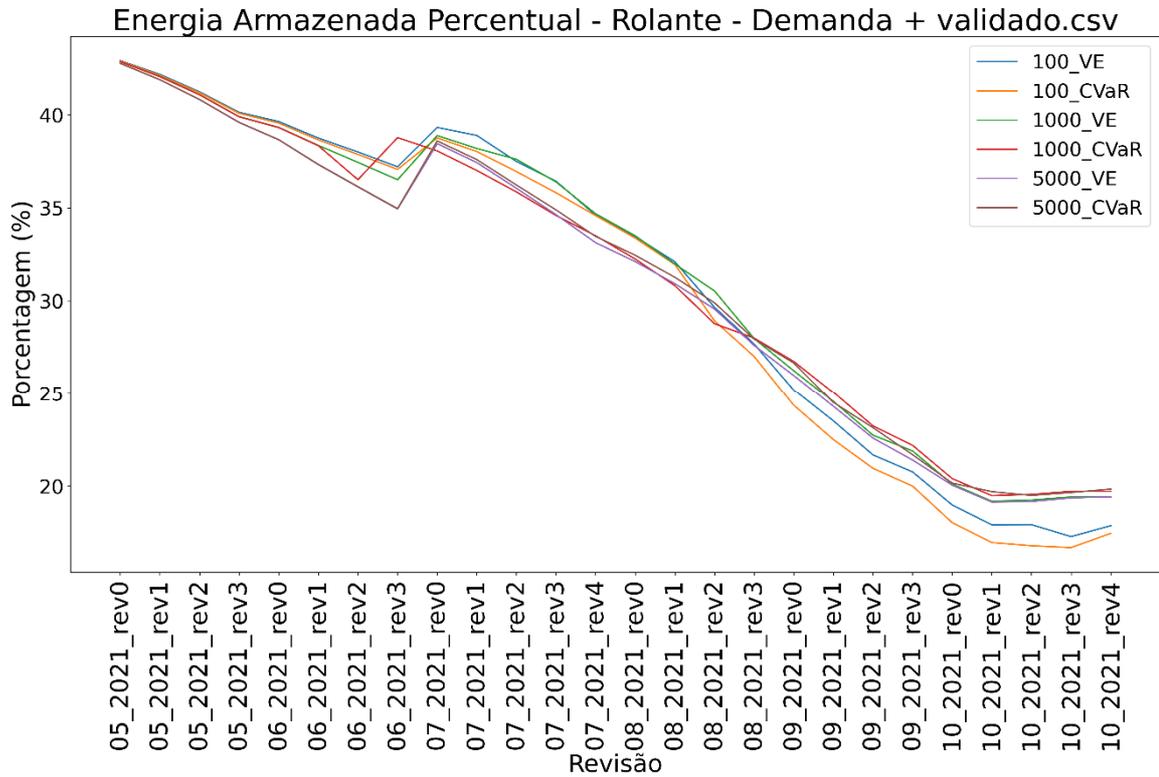
Figura 46 – ENAs do estudo 07/2021-rev0.



No gráfico percebe-se que a ENA gerada pela previsão conjunta fica contida dentro dos valores do diagrama de caixa, porém este tem largura de pouco mais de 1000MW entre o quadrante de 25% e o quadrante de 75% (no período semanal de maior variabilidade). Desta forma, apesar de se utilizar estratégias de aversão ao risco, como o CVaR, os cenários selecionados como mais caros podem não ter efeito na construção de políticas operativas mais conservadoras.

O estudo encadeado foi rodado com as penalidades 100, 1000 e 5000 e os cortes de otimalidade são calculados utilizando uma abordagem de VE e CVaR com $\beta = 0,25$ e $\lambda = 0,5$, totalizando 6 casos. Essa rodada é realizada apenas com a demanda original observada pelo *DECOMP*. De maneira objetiva, a Figura 47 mostra a evolução da EAR para a combinação dos casos de penalidade e aversão ao risco.

Figura 47 – EAR horizonte rolante – PE0.



Fonte: elaborado pelo autor

Ao final do horizonte, os casos com penalidade 1000 e 5000 chegam ao fim de 10/2021 com a mesma EAR (cerca de 19,5%) e os casos com penalidade 100 chegam ao fim do período seco com cerca de 17,5%. Na conjuntura apresentada, o que parece ter mais impacto no armazenamento do sistema é o nível de penalidade, já que para o mesmo nível de penalização há pouco desvio entre diferentes medidas de aversão ao risco.

Nota-se que as curvas de EAR da Figura 39 (previsão conjunta) e Figura 47 possuem modulação similar e terminam o horizonte de estudo com praticamente a mesma EAR para a mesma penalidade. Ao se comparar esta curva com a curva obtida a partir do estudo em HR da previsão conjunta.

Apesar da inclusão de CVaR, este não foi impactante no sentido de trazer uma operação mais conservadora ao sistema. Isso pode ser explicado pelo fato de que há pouca variabilidade nas previsões de afluência.

7 CONCLUSÕES

No contexto do planejamento energético brasileiro, o presente trabalho está inserido na etapa de curto prazo. Através da implementação de um modelo de otimização que resolve o problema de CP foram analisadas duas perspectivas: i) o nível de penalidade de variáveis de folga adicionadas ao problema, relacionadas às restrições elétricas e operativas e ii) a obtenção e inclusão de uma árvore de cenários de vazões com aberturas a partir da segunda semana, baseada em cenários de precipitação.

No Capítulo 2 foram apresentadas as principais características do sistema hidrotérmico implementado de um modo conjuntural e matemático. Ao final deste capítulo é mostrada a modelagem completa de um problema de otimização com as características do CP. No Capítulo 3 foi mostrado o método de solução da decomposição aninhada, ao qual foi implementado para realizar o despacho do sistema, além de estratégias para aumentar a eficiência computacional do *solver* de otimização e questões relacionadas ao CVaR. Também foi apresentada uma estrutura de árvore de cenários diferente da utilizada oficialmente e a abordagem para resolvê-la, mas sem muitos detalhes de sua construção. O capítulo 4 abrange a metodologia utilizada pelo ONS para gerar a árvore de cenários empregada oficialmente no modelo *DECOMP*. Ao final deste capítulo mostrou-se a metodologia utilizada para gerar os cenários de vazão utilizados no trabalho. Já no Capítulo 5 foram apresentadas as motivações para realização dos estudos e premissas gerais de execução. A execução do problema de MP bem como o encadeamento com o problema de CP também foi exposta. Além disso, neste capítulo foi comentado como foram obtidos os cenários de vazão das previsões de precipitação individuais e como foram arranjados em uma árvore de cenários. Finalmente, no capítulo 6 foram expostos os casos executados e as soluções obtidas.

Em relação aos estudos propostos, é fato que a incorporação de restrições tanto elétricas quanto operativas é indispensável no contexto do planejamento energético de curto prazo brasileiro. Foram executados casos sem a consideração de restrições e penalidades de folga de valor 1. Estes casos são mais relaxados e conseguem despachar com mais hidrelétricas. Com uma penalidade muito baixa o problema vê benefício em pagar a penalidade e acionar a folga, violando a restrição. Em estudos de caráter de horizonte rolante, realizando a simulação do primeiro

estágio com um cenário *in-sample* (o mesmo da otimização) no geral estes dois casos apresentam menores custos de despacho e menores níveis de déficit de energia, associados à uma maior utilização de hidrelétricas. Porém, ao fim do horizonte foram os casos com menores níveis de armazenamento. Entretanto, a utilização de variáveis de folga e seus níveis de penalidade não podem ser vistos como métodos de aversão ao risco.

Valores muito elevados de penalidade (maiores que o custo de déficit) também parecem não ser adequados. Para estes casos foi observado a preferência pelo déficit de energia à ativação de folgas. Presume-se que o modelo preferiu não despachar com hidrelétricas, segurando mais água e atendendo às restrições de volume mínimo, porém tendo déficit. Apesar disso, estes casos se aproximam mais do que é atualmente implementado no modelo *DECOMP*: restrições sem folga.

Já os casos com penalidades entre 1000 e 5000 parecem ser mais adequados, por serem valores intermediários entre o CVU das termelétricas mais caras e o custo de déficit. Até certo ponto a solução do problema vê vantagem em acionar folgas, mas faz de maneira mais concisa.

Conclui-se que deve se estipular um valor razoável de penalidade para que o sistema não veja a folga como uma variável auxiliar que relaxa o problema, mas que também não seja muito severa a ponto de preferir ter déficit de energia a relaxar algumas restrições. Afinal, a execução do modelo de CP é procedida pela execução do modelo de PD, onde com o sistema ainda mais detalhado e discretizado, o operador pode realizar outros ajustes nas restrições.

Em relação à implementação de uma árvore de cenários que considere várias previsões de vazão, para o teste que foi realizado, esta não se mostrou impactante no despacho e no nível de armazenamento do sistema. Como o estudo foi conduzido durante o período seco, caracterizado por baixas afluições e pouca variabilidade nas previsões de afluição, não houve um desvio considerável na operação do sistema em relação à árvore de cenários construída através da metodologia atual. Mesmo com parâmetros de aversão ao risco mais apertados em relação ao que é utilizado atualmente no setor, este não apresentou impacto na operação do sistema.

Realizar as execuções da árvore de cenários que considera várias previsões de maneira explícita foi caro computacionalmente, atingindo tempos de até 5 horas de otimização. Como no estudo de horizonte rolante se obteve praticamente os mesmos resultados que a árvore de previsão conjunta, conclui-se que para o teste que foi

realizado as execuções foram dispensáveis. Entretanto, diferentes resultados podem ser obtidos mediante outros testes, que ficam como sugestão de trabalhos futuros.

Para trabalhos futuros, sugere-se a análise da operação no período úmido, que é caracterizado por uma maior variabilidade e imprevisibilidade na previsão de vazões. Outra sugestão é fazer sensibilidades com cenários *out-of-sample*, comparar as decisões e ver a variabilidade de resultados entre modelo que construiu políticas observando apenas o cenário determinístico e o outro que utilizou as aberturas. Estudos de horizonte rolante podem ser feitos utilizando um cenário *out-of-sample* também.

Em relação às folgas, diferentes níveis de penalidade podem ser atribuídos para cada tipo, além de que, com foco nas restrições hidráulicas, usinas em diferentes localizações em cascatas podem ter penalidades distintas.

REFERÊNCIAS

BENDERS, J. F. Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. **Numerische Mathematik**, v. 4, n. 1, p. 238–252, dez. 1962.

BIRGE, J. R.; LOUVEAUX, F. **Introduction to Stochastic Programming**. Nova York: Springer New York, 2011.

BIRGE, J. R. Aggregation bounds in stochastic linear programming. **Mathematical Programming**, v. 31, n. 1, p. 25–41, jan. 1985.

BELTRÁN, F. R. Aprimoramentos de Políticas de Operação de Curto e Médio Prazo. *In*: 3ª edição do Workshop on Computing Efficient Energy Prices, 2021, [s.l.]. **Anais [...]**, [s.l.], 2021.

CEPEL. **Manual de Referência - Modelo DECOMP v. 31.4**, 2022.

CEPEL. Modelagem Estocástica de Vazões naturais: Representação de variáveis de tempo e clima. *In*: Workshop vazões, 2017, Rio de Janeiro. **Anais [...]**, Rio de Janeiro, [s.n.], 2017.

CEPEL. **Modelo de geração de séries sintéticas de energias, vazões e velocidades de vento - Manual do Usuário v. 9.1.1**, 2022.

CEPEL. **Programa de Previsão de Vazões Semanais - PREVIVAZ v. 6.1**, 2015.

DE MATOS, V. L. **Um modelo para o planejamento anual da operação energética considerando técnicas avançadas de otimização estocástica**. 2012. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2012.

DE OLIVEIRA, Francisco José Arteiro (org.). **O planejamento da operação energética no sistema**: conceitos modelagem, matemática, previsão de geração e carga. São Paulo: Artliber, 2020.

DINIZ, A. L.; MACEIRA, M. E. P. A Four-Dimensional Model of Hydro Generation for the Short-Term Hydrothermal Dispatch Problem Considering Head and Spillage Effects. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 3, p. 1298–1308, ago. 2008.

DINIZ, A. L. et al. Short/Mid-Term Hydrothermal Dispatch and Spot Pricing for Large-Scale Systems-the Case of Brazil. *In*: Power Systems Computation Conference (PSCC), 2018, Porto. **Anais [...]**, Porto: [s.n.], 2018.

DOS SANTOS, Marcelo Luís Loureiro dos. **Modelagem e solução do problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de curto prazo no contexto da programação estocástica**: uma aplicação do método progressive hedging. 2010. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2010.

FINARDI, E. C. **Alocação de unidades geradoras hidrelétricas em sistemas hidrotérmicos utilizando relaxação lagrangeana e programação quadrática sequencial**. 2003. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2003.

FLYNN, D. **Thermal Power Plant Simulation and Control**. Belfast: IET, 2003.

FREDO, G. L. M.; FINARDI, E. C.; DE MATOS, V. L. Assessing solution quality and computational performance in the long-term generation scheduling problem considering different hydro production function approaches. **Renewable Energy**, v. 131, p. 45–54, fev. 2019.

LARROYD, P. V. **Um modelo de otimização estocástica com representação individualizada das usinas hidrelétricas no planejamento de médio prazo da operação hidrotérmica**. 2016. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2016.

LOPES, J. E. G.; BRAGA JR.; B. P. F.; CONEJO, J. G. L. A. Simulação Hidrológica: Aplicações de um Modelo Simplificado. *In*: III Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 1981, Fortaleza. **Anais [...]**, Fortaleza: [s.n.]. 1981. p. 42-62.

MACEIRA, M.E.P.; DAMÁZIO J.M.; GHIRARDI, A.O.; DANTAS, H.,. Periodic ARMA Models Applied to Weekly Streamflow Forecasts. **Proceedings of the 1999 IEEE Powertech**, p. 86-, 1999.

MACEIRA, M.E.P.; MERCIO, C.M.V.B. Stochastic Streamflow Model for Hydroelectric Systems. *In*: V International Conference PMAPS - Probabilistic Methods Applied to Power Systems, 1997, Vancouver. **Anais [...]**, Vancouver: [s.n.], 1997.

MUHLEN, G. V. **Impacto da modelagem da função de produção hidrelétrica no problema da programação diária da operação eletroenergética**. 2019. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Santa Catarina, Centro

Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2019.

ONS. **Carga de energia**, 2023. Disponível em: https://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/carga_energia.aspx. Acesso em: 13 de agosto de 2022.

ONS. **Evolução da capacidade instalada no SIN – Janeiro 2023/Dezembro 2027**, 2023. Disponível em: <https://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-sistema-em-numeros>. Acesso em: 07 de setembro de 2022.

ONS. **Nota Técnica 0075/2020**. Aprimoramento da previsão de precipitações por conjunto e remoção de viés até a segunda semana operativa. Disponível em: . Acesso em: 22 de novembro de 2022.

ONS. **Procedimentos de Rede**, 2023. Disponível em: https://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/carga_energia.aspx. Acesso em: 13 de agosto de 2022.

PINTO, R.J. et al. Metodologia para aplicação de processamento paralelo no planejamento de curto-prazo. *In: Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*. 2009, Recife. **Anais [...]**, Recife: [s.n.], 2009.

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

SHAPIRO, A.; DENTCHEVA, D.; RUSZCZYNSKI, A. **Lectures on Stochastic Programming**. Filadélfia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.

SHAPIRO, A. et al. Risk neutral and risk averse Stochastic Dual Dynamic Programming method. **European Journal of Operational Research**, v. 224, n. 2, p. 375–391, jan. 2013.

VAN SLYKE, R.; WETS, R. L-Shaped Linear Programs with Applications to Optimal Control and Stochastic Programming. **SIAM Journal on Applied Mathematics**, v. 17, n. 4, p. 638–663, jul. 1969.