

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE ENERGIA E AMBIENTE
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENERGIA

PAULO RODOLPHO DE OLIVEIRA MOREIRA

**AVALIAÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA HENRY
BORDEN COMO USINA REVERSÍVEL
AUXILIADA POR USINA FOTOVOLTAICA
FLUTUANTE**

Versão Corrigida

Brasil
2023

Paulo Rodolpho de Oliveira Moreira

**AVALIAÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA HENRY
BORDEN COMO USINA REVERSÍVEL
AUXILIADA POR USINA FOTOVOLTAICA
FLUTUANTE**

Versão Corrigida

Dissertação apresentada ao Instituto de
Energia e Ambiente da Universidade de São
Paulo para obtenção do título de Mestre em
Ciências

Universidade de São Paulo – USP

Instituto de Energia e Ambiente

Programa de Pós-Graduação em Energia

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Almeida Pacca

Brasil

2023

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTA
TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA
FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

FICHA CATALOGRÁFICA

Moreira, Paulo Rodolpho de Oliveira.

Avaliação da Usina Hidrelétrica Henry Borden como usina reversível
auxiliada por usina fotovoltaica flutuante. / Paulo Rodolpho de Oliveira
Moreira; orientador: Sérgio Almeida Pacca. – São Paulo, 2023.

98 f.: il; 30 cm.

Dissertação (Mestrado em Ciências) – Programa de Pós-
Graduação em Energia – Instituto de Energia e Ambiente da
Universidade de São Paulo.

1. Usinas hidrelétrica - Henry Borden. 2. Fontes renováveis de
energia. I. Título.

Elaborado por Maria Penha da Silva Oliveira CRB-8/6961

Paulo Rodolpho de Oliveira Moreira

**AVALIAÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA HENRY
BORDEN COMO USINA REVERSÍVEL
AUXILIADA POR USINA FOTOVOLTAICA
FLUTUANTE**

Dissertação apresentada ao Instituto de
Energia e Ambiente da Universidade de São
Paulo para obtenção do título de Mestre em
Ciências

Trabalho aprovado. Brasil, de de :

Prof. Dr. Sérgio Almeida Pacca
Orientador

Prof. Dr.: Paulo de Barros Correia
Instituição: UNICAMP

Prof. Dr: Fabiano Fernandes Bargas
Instituição: USP

Prof. Dra.: Virgínia Parente
Instituição: USP

Brasil
2023

Dedico este trabalho à minha família e ao meu orientador, Sérgio Almeida Pacca, pela confiança e incentivo.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, meus mais sinceros agradecimentos a meus pais, Luis Fernando Moreira e Neide Aparecida de Oliveira Moreira, e à minha irmã, Maria Luísa, pelo apoio, compreensão, dedicação e preocupação durante o período em que estive matriculado no PPGE do IEE. Atitudes assim, que demonstradas nas mais diversas e simples formas, só podem ser entendidas como uma manifestação de amor.

Agradeço especialmente ao professor Dr. Sérgio Almeida Pacca, pela atenção e orientação dada a mim na condução do mestrado e na elaboração de trabalhos, resumos e artigos, sem esquecer, é claro, da paciência às tentativas de implementar minhas ideias aos modelos propostos. Sempre compreensivo, sábio e solícito, teve papel primordial ao longo desses anos.

Agradeço também ao professor Dr. Renato Carlos Zambon e ao Dr. Mario Thadeu Leme de Barros, pelo conhecimento sobre gerenciamento ótimo de reservatórios compartilhado em sua disciplina e na qualificação.

Agradeço a todos os professores do PPGE, que, por meio de excelentes palestras e debates, contribuíram efetivamente para minha formação acadêmica e profissional.

Agradeço à toda equipe da secretaria do PPGE, que de bom grado, respondia aos meus infindáveis questionamentos.

Agradeço à CAPES pela bolsa concedida durante o período do mestrado.

Por fim, agradeço à todos os funcionários da USP, que mantêm a universidade funcionando ao trabalhar nos bastidores.

“A chave de todas as ciências é inegavelmente o ponto de interrogação.”

Honoré de Balzac

RESUMO

A Usina Hidrelétrica Henry Borden, com capacidade instalada de 889 MW e 711,5m de queda d'água, está localizada na região metropolitana de São Paulo. Seu fator de capacidade é, no entanto, de 23%, devido à implementação da regulação SMA-SSE-92, que limita o uso da água do Rio Pinheiros. Essa restrição, aliada à introdução do Preço de Liquidação de Diferenças horário em 2021, que aproxima o preço de comercialização da eletricidade do seu valor de equilíbrio, e a crescente participação de fontes renováveis intermitentes na oferta de eletricidade do Sistema Interligado Nacional, que introduz instabilidade à rede, induzem à condução de um estudo que considera transformar a usina Henry Borden em reversível. O objetivo deste estudo foi avaliar a operação e venda da geração de eletricidade produzida pelo conjunto usina Henry Borden reversível e fotovoltaica flutuante no Reservatório Rio das Pedras durante 20 anos, por meio da evolução do volume de água no reservatório superior. Para isso, maximizou-se sua receita pelo método de Programação Linear. A previsão das séries temporais de demanda e geração foi executada mediante os métodos SARIMAX, mínimos quadrados e Monte Carlo. Obteve-se a total depleção do reservatório superior em 2022, condição mantida até 2037, quando a geração projetada supera a demanda em horários específicos. Entre 2037 e 2042, utilizou-se apenas 10% do volume máximo do reservatório superior, com capacidade de 1 hm³, atingindo uma receita máxima de R\$ 3,83 bilhões.

Palavras-chave: Usina Hidrelétrica Reversível. Usina Fotovoltaica Flutuante. Usina Hidrelétrica Henry Borden. Fontes Renováveis Intermitentes. Otimização.

ABSTRACT

With an installed capacity of 889 MW and 711.5 m of waterfall, the Henry Borden Hydroelectric Plant is in the metropolitan region of São Paulo. The capacity factor is, however, 23%, due to the implementation of regulation SMA-SSE-92, which restricts the use of water from the Pinheiros River. The introduction of the hourly differences settlement price in 2021, which brings the electricity commercialization price closer to its break-even value, and the growing share of intermittent renewable sources in the electricity supply of the National Interconnected System, which introduces instability to the network, led to the conduct of a study that considers the possibility of transforming the Henry Borden plant into a reversible one. This study aimed to evaluate the operation and sale of electricity generation produced by the Pumped Storage Hydropower Henry Borden reversible and floating photovoltaic plant set in the Rio das Pedras Reservoir for 20 years, through the evolution of the water volume in the upper reservoir. For this, the Linear Programming method was used to maximize its revenue. The forecast of demand and generation time series was conducted by employing SARIMAX, the least squares, and Monte Carlo techniques. In 2022, the upper reservoir was completely depleted, a condition that was maintained until 2037, when projected generation exceeded demand at specific times. Between the years 2037 and 2042, a mere 10% of the maximum volume of the upper reservoir was utilized, with a capacity of 1 hm³, resulting in a maximum revenue of R\$ 3.83 billion.

Keywords: Pumped Storage Hydropower Plant. Floating Photovoltaic Plant. Henry Borden Plant. Variable Energy Sources. Optimization.

Lista de ilustrações

Figura 1.1 – Diagrama do sistema hidráulico simplificado da RMSP	33
Figura 2.1 – Modelo genérico de UHR compreendendo os fluxos de geração e consumo de energia através da diferença de altura	35
Figura 5.1 – Mapa do Sistema Hídrico: Billings, Pedras e UHHB	56
Figura 5.2 – Usina Hidrelétrica Henry Borden	57
Figura 5.3 – Diagrama do Sistema UHRHB+UFF atuando no SIN-SE/CO	59
Figura 8.1 – Mudança percentual horária da Geração Controlável, Geração pela UHHB e Demanda dos dados utilizados para previsão	67
Figura 8.2 – Previsão Mensal da Geração Controlável e da Demanda pelo método ARIMAX e ARIMA, respectivamente	68
Figura 8.3 – Previsão do perfil horário da Geração Controlável e da Demanda de 2022 a 2042	68
Figura 8.4 – Ocorrências de percentual horário mensal de geração eólica na rede entre 2017 e 2022	69
Figura 8.5 – Cenários de geração eólica com suas probabilidades de ocorrência	69
Figura 8.6 – Previsão do perfil horário da geração eólica de 2022 a 2042	70
Figura 8.7 – Previsão do perfil horário da Geração Fotovoltaica de 2022 a 2042	70
Figura 8.8 – Valores do Fator Demanda Geração para o período de 2022 a 2042	71
Figura 8.9 – Evolução da demanda e da geração total horárias no SIN-SE/CO	72
Figura 8.10 – Energia fotovoltaica convertida por A_{UFF}	72
Figura 8.11 – Resultados da determinação do fator de preços e os respectivos valores da função auxiliar	73
Figura 8.12 – Evolução do volume do reservatório superior	74
Figura 8.13 – Modificações no perfil do SIN-SE/CO e preço da energia semanais médios calculados entre 2037 e 2042	75
Figura 8.14 – Variações médias e desvios padrões de volume do reservatório superior para o primeiro e segundo semestres de cada ano	75
Figura 8.15 – Geração e direcionamento da energia proveniente da UFF	76
Figura 8.16 – Efeito de aumento da geração controlada na rede: à esquerda, a atual, com grande perda energética e baixo excesso; à direita, parte do déficit é convertido em excesso	77

Lista de tabelas

Tabela 5.2.1-	57
Tabela 8.2.1-Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 6,25\%$	78
Tabela 8.2.2-Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 9,25\%$	79
Tabela 8.2.3-Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 12,25\%$	80

Lista de abreviaturas e siglas

PNE	Plano Nacional de Energia
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FRNC	Fontes Renováveis Não Controláveis
PDE	Plano Decenal de Energia
UH	Usinas Hidrelétricas
UTE	Usinas Termelétricas
UHR	Usinas Hidrelétricas Reversíveis
PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
RMPS	Região Metropolitana de São Paulo
UHHB	Usina Hidrelétrica Henry Borden
SIN	Sistema Interligado Nacional
EMAE	Empresa Metropolitana de Águas e Energia S.A.
UFF	Usina Fotovoltaica Flutuante
UHRHB	Usina Hidrelétrica Henry Borden Reversível
UHR	Usina Hidrelétrica Reversível
RMSE	Raiz Quadrática Média dos Erros
IEA	<i>International Energy Agency</i>
SAE	Sistemas de Armazenamento de Energia
PL	Programação Linear
VPL	Valor Presente Líquido

SIN-SE/CO	Sistema Interligado Nacional Sudeste/Centro-Oeste
SARIMAX	Modelo Sazonal Autorregressivo Integrado de Médias Móveis com variáveis Exógenas
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
ADF	Dickey-Fuller Aumentado
AR	Autorregressivo
I	Integrado
MA	Médias Móveis

Lista de símbolos

h_s	Altura manométrica superior
S	Volume
E_c	Consumo energético
E_g	Geração energética
h_i	Altura manométrica inferior
t	Tempo
E_t	Energia no tempo t
ρ	Densidade da água
g	Aceleração gravitacional
h	Altura manométrica ou hora
ΔS_t	Variação de volume no tempo t
η_g	Eficiência da geração energética
η_c	Eficiência do consumo energético
ΔE_t	Variação energética no tempo t
p_t	Preço da energia no tempo t
E_{rad}	Energia radiativa
E_{UFFF}	Energia elétrica convertida pela UFF
η_{cell}	Eficiência da conversão da energia radiativa
$Z(t)$	Série temporal
$T(t)$	Tendência da série temporal
$S(t)$	Efeito sazonal da série temporal

ε	Efeito aleatório da série temporal
$E(Z(t))$	Esperança da série temporal
γ	Autocovariância da série temporal ou peso específico da água
$E(Z^2(t))$	Variância da série temporal
$f(z, t)$	Função densidade de probabilidade da série temporal
$\mu(t)$	Média da série temporal
ϕ	Constante multiplicativa de um modelo AR
B	Relação entre um dado da série antecessor a ele considerado
B^j	j -ésima relação entre um dado da série e outro j -distante
τ	Estatística de referência
$\tau_{crítico}$	Estatística de referência crítica
Δ	Variação
$\Delta^n Z(t)$	n -ésima diferenciação da série temporal
$Z_p(t)$	Variação percentual da série temporal
p	<i>lag</i> da componente AR
d	<i>lag</i> da componente I
q	<i>lag</i> da componente MA
c	Constante
θ	Constante multiplicativa de um modelo MA
P	<i>lag</i> da componente sazonal AR
D	<i>lag</i> da componente sazonal I
Q	<i>lag</i> da componente sazonal MA
s	<i>lag</i> da sazonalidade considerada
k	Constante
ACF	Função de autocorrelação acumulada
$PACF$	Função de autocorrelação parcial

AIC_c	Cr�terio de Informa�o Akaike corrigido
σ	Desvio padr�o
b	Coefficiente do M�todo dos M�nimos Quadrados
z_h	Fun�o auxiliar
$\hat{D}_{t,h}$	Demanda prevista no tempo t e hora h
$\hat{G}_{t,h}$	Gera�o prevista no tempo t e hora h
$PLD_{t,h}$	PLD no tempo t e hora h
p_h	Fator de pre�os
\hat{p}_t	Pre�o previsto da energia
μ_k	M�dia do conjunto k
$Z_m(t)$	S�rie temporal de um m�s m
$Z_{p,m}(t)$	S�rie temporal do percentual mensal de energia
$Z_{p,m,t}(t)$	Perfil hor�rio mensal da s�rie temporal
$f(\mathbf{X})$	Fun�o do vetor \mathbf{X}
\mathbf{c}	Vetor de pesos das vari�veis de decis�o SIMPLEX
\mathbf{X}	Vetor das vari�veis de decis�o SIMPLEX
A	Matriz de contribui�o unit�ria SIMPLEX
a_{mn}	Componentes da matriz A
\mathbf{b}	Vetor de valores limitantes das restri�es
r	Taxa de desconto anual
$k_t(y)$	Fator de anualiza�o de capital
y	Ano
$E_{v,UFF}$	Energia gerada pela UFF e vendida para a rede
$E_{c,UHRHB}$	Energia da rede comprada pela UHRHB
$E_{v,UHRHB}$	Energia gerada pela UHRHB e vendida para a rede
η_b	Efici�ncia de bombeamento

η_{tur}	Eficiência de turbinamento
Q_b	Vazão bombeada
Q_{tur}	Vazão turbinada
$E_{g,UFF}$	Energia gerada pela UFF
R_{UFF}	Radiação horizontal na superfície da UFF
A_{UFF}	Área da UFF
f	Percentual da energia gerada pela UFF vendida para a rede
S_{sup}	Reservatório superior
S_{inf}	Reservatório inferior
\hat{E}_{N+}	Excesso de energia na rede
\hat{E}_{N-}	Déficit de energia na rede
\hat{E}_N	Energia líquida na rede
\hat{G}_c	Geração controlável
\hat{G}_e	Geração eólica
\hat{G}_f	Geração solar fotovoltaica
\hat{G}_t	Geração no tempo t
\hat{G}_{cen}	Geração do cenário cen
P_{cen}	probabilidade do cenário cen
R	Receita
a	Constante horária
S_{sup}	Volume do reservatório superior
S_{inf}	Volume do reservatório inferior
S_{max}	Volume máximo dos reservatórios
$Q_{tur,max}$	Vazão máxima de turbinamento
$Q_{b,max}$	Vazão máxima de bombeamento
$DSPE$	Desempenho do serviço prestado ao excesso

$DSPE$	Desempenho do serviço prestado ao déficit
FDG_t	Fator demanda geração no tempo t
EV	Efetividade volumétrica
PUF	Percentual de uso fotovoltaico
PUF	Emissões evitadas

Sumário

1	INTRODUÇÃO	31
2	REFERENCIAL TEÓRICO	35
2.1	Usinas Hidrelétricas Reversíveis	35
2.2	Dependência com o preço de comercialização da eletricidade . .	37
2.3	Complementaridade entre UHR e FRNC: benefícios à rede conectada	39
2.4	Complementaridade entre UHR e FRNC: benefícios à rede isolada	40
2.5	Complementaridade entre UHR e UFF	41
3	FERRAMENTAL MATEMÁTICO	43
3.1	Séries Temporais	43
3.2	Modelo de previsão SARIMAX	45
3.3	Método dos Mínimos Quadrados	47
3.4	Modelo K-Médias	47
3.5	Modelos de otimização	48
3.5.1	Programação Linear	48
3.5.2	Algoritmo SIMPLEX	49
4	FERRAMENTAL COMPUTACIONAL	51
4.1	Maquinário utilizado	51
4.2	Python e interface Jupyter Lab	51
4.2.1	Python	51
4.2.2	Interface Jupyter Lab	51
4.3	Bibliotecas utilizadas	51
4.3.1	NumPy	52
4.3.2	Pandas	52
4.3.3	Scipy	52
4.3.4	Matplotlib	52
4.3.5	Scikit-learn	52
4.3.6	Statsmodels	52
4.3.7	Pyomo	53
5	MODELO DE OTIMIZAÇÃO	55
5.1	Modelamento matemático de sistemas com UHR, UFF e FRNC	55

5.2	Concepção do modelo do sistema UHRHB+UFF	56
5.2.1	Descrição do local e do maquinário	56
5.2.2	Descrição do modelo	57
5.3	Modelo de otimização do sistema UHRHB+UFF	58
5.3.1	Parâmetros	58
5.3.2	Variáveis de decisão	59
5.3.3	Variáveis de estado	60
5.3.4	Variáveis exógenas	60
5.3.5	Função-objetivo	60
5.3.6	Restrições	60
5.3.6.1	Balanco energético na UFF	60
5.3.6.2	Continuidade na UHRHB	61
5.3.6.3	Limite máximo de volume nos reservatórios	61
5.3.6.4	Limite máximo de volume nos reservatórios	61
5.3.6.5	Limite de energia comercializada com a rede	61
5.3.6.6	Variáveis não negativas	61
5.3.7	Indicadores	62
6	MODELOS DE PREVISÃO	63
6.1	Demanda e geração controlável no SIN-SE/CO	63
6.2	Geração eólica no SIN-SE/CO	63
6.3	Geração solar no SIN-SE/CO	64
6.4	Geração solar na UFF	64
6.5	Preço da energia	64
7	MATERIAIS	65
7.1	Dados de geração controlada e não controlada	65
7.2	Dados de demanda na rede	65
7.3	Dados de radiação global horizontal	65
7.4	Dados do PLD horário	65
8	RESULTADOS E DISCUSSÃO	67
8.1	Previsões	67
8.1.1	Previsão da demanda e geração Centrolável no SIN-SE/CO	67
8.1.2	Previsão da geração eólica no SIN-SE/CO	69
8.1.3	Previsão da geração solar no SIN-SE/CO	70
8.1.4	Previsão da carga líquida no SIN-SE/CO	71
8.1.5	Previsão da geração solar na UFF	71
8.1.6	Previsão do preço da energia	73
8.2	Otimização	73

8.2.1	Dinâmica operacional	73
8.2.2	Indicadores	76
8.2.2.1	Desempenho do serviço prestado ao déficit e ao excesso	76
8.2.2.2	Receita e porcentagem de uso fotovoltaico	77
8.2.2.3	Emissões evitadas	77
8.2.2.4	Indicadores para diferente taxas de juros	77
9	CONCLUSÃO	81
	REFERÊNCIAS	83
	APÊNDICE A CÓDIGO DE OTIMIZAÇÃO	89

1 Introdução

As projeções da carga horária brasileira contidas no Plano Nacional de Energia (PNE) 2050, elaborado pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), estimam aumentos médios anuais de 1% a 3,5% ao ano entre 2015 e 2050, respectivamente pautados num cenário de estagnação da demanda e noutro de expansão, os quais estão intimamente relacionados com a maneira como os sistemas sociodemográfico e econômico evoluem (MME; EPE, 2020).

Para suprir a demanda, os incrementos de capacidade instalada previstas estão distribuídos principalmente entre as fontes renováveis não controláveis (FRNC): hidrelétrica de pequeno porte, eólica e solar, sendo as duas últimas altamente competitivas no mercado de energia (MME; EPE, 2020). Dessa maneira, espera-se modificações na composição do perfil de oferta de eletricidade brasileira a longo prazo, que tornar-se-á mais dependente de FRNC.

Sabe-se que, por conta de sua natureza renovável e da mitigação das futuras emissões de carbono na atmosfera provenientes de fontes fósseis, a introdução de FRNC na oferta de energia é essencial para reduzir a velocidade do aquecimento do planeta Terra (UN, 2015). No entanto, sua natureza intermitente afeta o sistema energético ao introduzir variabilidade na oferta de energia, exigindo respostas rápidas do provedor, o qual deve ser capaz de atender a demanda e, preferencialmente, aproveitar a energia excedente, o que torna esse objetivo um desafio particular (BIEBER et al., 2018).

O Brasil, cuja oferta de eletricidade em 2020 foi composta por 63% de fonte hidráulica e 11% da combinação entre as fontes eólica e solar, com projeção de alteração para 64% de fonte hidráulica e 15% de eólica e solar em 2030 (MME; EPE, 2021), enfrenta um problema ainda maior, já que grande parte da capacidade de fornecimento lida diretamente com os usos consuntivos da água, como abastecimento e irrigação (ANA, 2018), que, quando combinados com o crescimento populacional e a imprevisibilidade das FRNC, limita a geração de hidroeletricidade.

A fim de aumentar a confiabilidade de atendimento à carga, são considerados no Plano Decenal de Energia (PDE) 2030 incrementos na capacidade instalada de usinas hidrelétricas (UH) – via modernização e repotenciação – e na capacidade instalada de usinas termelétricas (UTE) flexíveis, cujo despacho é realizado apenas quando necessário

(MME; EPE, 2021). Nota-se que a utilização de UTE vai de encontro aos esforços mundiais para a diminuição das emissões de carbono (UN, 2015), mas, segundo as projeções, serão necessárias para realizar o atendimento à carga ao menor custo (MME; EPE, 2021).

Uma operação similar à de UTE flexíveis é encontrada em tecnologias de armazenamento energético de curto prazo, como usinas hidrelétricas reversíveis (UHR), que podem ser alternativas para compensar a limitação na oferta renovável (ABDELSHAFY et al., 2020). Diferentemente das UTE, seu gerenciamento estratégico é baseado na compra e na venda de energia em horários específicos, levando em consideração a precificação da energia, a capacidade de armazenamento e a carga líquida do sistema considerado (OLABI et al., 2021).

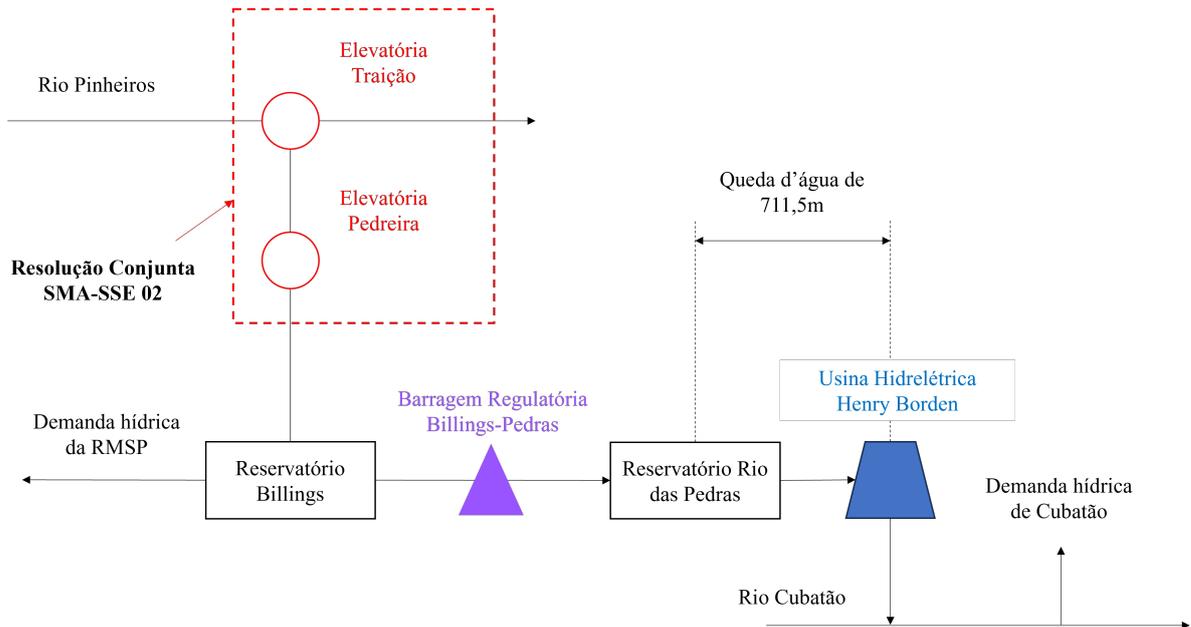
No Brasil, a partir de 2021, o preço de comercialização da energia elétrica, chamado Preço de Liquidação de Diferenças (PLD), anteriormente calculado semanalmente pela Companhia de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) através do modelo DECOMP, passou a ser calculado diariamente pelo modelo DESSEM, que considera a operação de curto prazo do parque termelétrico e as expectativas de geração das FRNC para cada subsistema, visando minimizar o custo operacional de cada submercado (CCEE, 2021a). Desde então, esse novo modelo de precificação da energia forneceu a todo o mercado externalidades negativas de menor intensidade do que as pertencentes ao modelo anterior, uma vez que sua determinação se aproxima mais do valor real do preço da energia (MUNHOZ, 2021).

Já que a operação dos sistemas de armazenamento de energia de curto prazo depende da determinação de preços condizentes com a situação real instantânea de geração (KUSAKANA, 2019), o PLD horário pode incentivar a inserção desses empreendimentos no Brasil (ABREU; SOUZA; RIBEIRO, 2020) e diminuir gastos com a expansão de oferta, facilitando a modicidade da tarifa de eletricidade.

O sudeste brasileiro é a região mais populosa e industrializada do país, sendo sujeita a restrições na geração hidrelétrica. Um caso de limitação da exploração de potenciais hidroelétricos por conta da existência de usos prioritários do recurso hídrico ocorre na Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), onde está localizado o Reservatório Billings, o Reservatório Rio das Pedras e a Usina Hidrelétrica Henry Borden (UHHB), que é integrada ao Sistema Interligado Nacional (SIN) e operada pela Empresa Metropolitana de Águas e Energia S.A. (EMAE).

Como mostra a Figura 1.1, as águas do Reservatório Billings são parcialmente direcionadas ao Reservatório Rio das Pedras, onde há captação pela UHHB. Seu funcionamento é interligado à operação da Usina Elevatória Traição, que realiza a reversão das águas do Rio Pinheiros para o Reservatório Billings. Seus objetivos são reduzir a possibilidade de inundações em São Paulo e beneficiar energeticamente a usina Henry Borden ao aumentar a vazão do Reservatório Billings em até 280 m³/s. Com 889MW de

Figura 1.1 – Diagrama do sistema hidráulico simplificado da RMSP



Fonte: Adaptado de EMAE (2022)

capacidade, $153 \text{ m}^3/\text{s}$ de vazão máxima efetiva e $711,5\text{m}$ de queda efetiva d'água, conecta a RMSP à Baixada Santista (EMAE, 2021).

Entretanto, a UHHB trabalha com apenas 23% de sua capacidade máxima desde 1992, devido às restrições impostas pela Resolução Conjunta SMA-SSE-02, que autoriza a reversão do Rio Pinheiros apenas para controle de enchentes. Seu intuito é preservar a qualidade da água do Reservatório Billings (SMA-SSE, 2010), utilizado para a captação de $5 \text{ m}^3/\text{s}$ do recurso para o abastecimento da RMSP, e do Rio Cubatão, com demanda de $4,6 \text{ m}^3/\text{s}$ (CMSA, 2019).

Para aumentar a geração de eletricidade, a MWSC tem em seu planejamento a construção de uma Usina Fotovoltaica Flutuante (UFF) para aproveitar parte do espelho d'água do Reservatório Rio das Pedras (GESP, 2021).

Assim, ao considerar as modificações na precificação da energia, as projeções de expansão da oferta baseadas em FRNC e a situação da UHHB, justifica-se avaliar economicamente a modificação dessa usina.

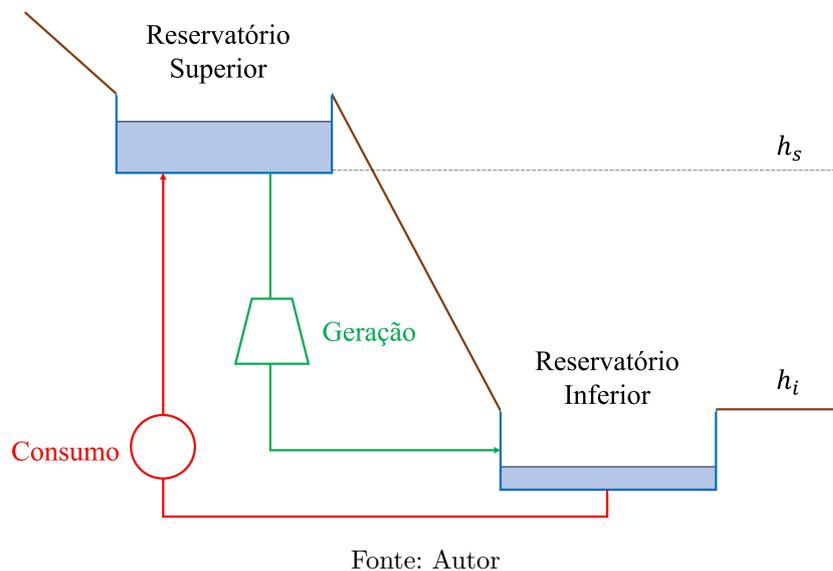
O objetivo deste estudo é analisar a evolução do volume útil que a maximização da receita operacional da UHHB reversível (UHRHB), já retirada do sistema hídrico no qual está inclusa – evitando influxos e aflusos –, aliada a uma UFF, teriam no comportamento desta modificação.

2 Referencial teórico

2.1 Usinas Hidrelétricas Reversíveis

Os empreendimentos tecnológicos de armazenamento energético mais utilizados no mundo são as UHR (REHMAN; AL-HADHRAMI; ALAM, 2015). Essencialmente, UHR são UH detentoras de dois reservatórios construídos em diferentes alturas manométricas, como pode ser conferido na Figura 2.1. Cada reservatório conta com um propósito, e quando unidos, podem realizar uma operação coordenada e parcialmente reversível.

Figura 2.1 – Modelo genérico de UHR compreendendo os fluxos de geração e consumo de energia através da diferença de altura



O reservatório superior, localizado na maior altura manométrica, h_s , armazena o recurso hídrico passível de geração, S , estocando-o na forma de energia potencial gravitacional através do consumo energético, E_c . Quando oportuno, realiza-se o processo de geração de energia, E_g , turbinando o volume de água S para o reservatório inferior na altura manométrica h_i . A função do reservatório inferior é impedir o escoamento do fluido de trabalho, armazenando o volume de água utilizado na geração. Assim, torna-se possível encaminhá-lo ao reservatório superior quando houver disponibilidade energética, consumindo energia para bombear a água até a altura manométrica do reservatório superior

(RICETTA; JR.; FORTES, 2015).

A natureza de operação flexível entre consumo e geração possibilita a uma UHR impactar diretamente nos perfis de oferta e demanda de eletricidade da rede à qual está conectada ao se aproveitar do excedente e do déficit energético para armazenar energia potencial no reservatório superior e gerar eletricidade ao conduzir a água para o reservatório inferior (ZHAO et al., 2019). Além disso, dado que o volume de água se mantém entre os dois reservatórios, evitando perdas locais por escoamento, há uma conservação do recurso no sistema hídrico em que a UHR está inserida, disponibilizando-o para outros fins.

No entanto, o gasto energético de uma UHR é sempre maior do que a quantidade obtida ao se utilizar o processo de reversão por conta das inevitáveis perdas da conversão da energia potencial hidráulica em eletricidade e vice-versa. Em 2020, a tecnologia disponível possibilitava operar um ciclo de geração e bombeamento com eficiência de até 85% considerando quedas d'água de até 1000 m (VOITH, 2020).

Em uma UH convencional, a energia gerada no tempo t ao se turbinar a água, $E_{g,t}$, pode ser descrita através da equação 2.1, sendo ρ a densidade da água, g a aceleração da gravidade, h a altura manométrica, ΔS_t o volume turbinado no tempo t e a energia gerada. A variável de eficiência de geração, η_g , representa a parcela energética que todos os equipamentos envolvidos na conversão da energia conseguem aproveitar, sendo $0 \leq \eta_g \leq 1$.

$$E_{g,t} = \eta_g \rho g (h_s - h_i) \Delta S_t \quad (2.1)$$

Em uma UHR há também o consumo energético no tempo t , o que conduz a uma descrição diferente de sua operação, sendo bem representada através do conjunto de equações 2.2. Da mesma forma que no turbinamento, as perdas no bombeamento são representadas pela eficiência do consumo, η_c , que surge na segunda equação como $1/\eta_c$, uma vez que é necessário adicionar mais energia para conduzir o mesmo volume de água, ΔS_t , para o reservatório superior, completando um ciclo operacional.

$$\begin{cases} E_{g,t} = \eta_g \rho g (h_s - h_i) \Delta S_t \\ E_{c,t} = \frac{\rho g (h_s - h_i) \Delta S_t}{\eta_c} \\ \Delta S_t = S_{s,t} - S_{i,t} \end{cases} \quad (2.2)$$

Ao se realizar o balanço energético do ciclo, observa-se um resultado sempre menor ou igual a zero, como verifica-se na equação 2.3.

$$\Delta E_t = E_{g,t} - E_{c,t} = \rho g (h_s - h_i) \Delta S_t \frac{\eta_g \eta_c - 1}{\eta_c} \quad (2.3)$$

Outras desvantagens de uma UHR decorrem da dificuldade de se encontrar sítios que possibilitem a construção de dois reservatórios e as conseqüentes restrições ambientais

impostas a eles, cujos problemas podem ser dos mais variados: impacto na biota local, degradação do solo e perda de vegetação (NOGUEIRA; FLORES; BALESTIERI, 2020). No caso da UHHB, restrições ambientais desta natureza inexistem, pois o reservatório a montante já está instalado e a área à jusante já foi antropizada.

Sítios capazes de suportar sua construção podem ser determinados ao considerar análises ambientais, energéticas e econômicas (RICETTA; JR.; FORTES, 2015), e sua possível candidatura a partir de modelos geográficos computacionais que estimam o potencial de conversão de um local em UHR, incluindo UH convencionais (FITZGERALD et al., 2012). A transformação do reservatório Karacoren II em UHR, com capacidade instalada de 47MW, foi um dos sítios identificados na Turquia, cujo potencial total de exploração de UHR foi estimado em 3871 GWh/ano (FITZGERALD et al., 2012).

O modo operacional de uma UHR também é outro fator importante e é previamente determinado, uma vez que modifica a construção da instalação. Existem dois modos: fixo e flexível. O modo fixo restringe a programação do turbinamento e do bombeamento ao impor que ambos os processos possuam vazão fixa de operação e sejam assíncronos, impossibilitando a execução de processos simultâneo, beneficiando flutuações de carga previsíveis (CHAZARRA et al., 2018). O modo flexível já não possui limitações de operação e vazão, o que favorece o atendimento às flutuações de carga imprevisíveis de curto prazo. Essa característica que possibilita ao empreendimento extrair o máximo de sua eficiência, refletindo num maior VPL e um *payback* menor quando comparado à operação de modo fixo num mesmo ambiente (CHAZARRA et al., 2018; VASUDEVAN et al., 2021), podendo inclusive diminuir o custo inicial por possibilitar a redução do tamanho dos reservatórios.

Num contexto de mercado, a viabilidade econômica de uma instalação é um dos principais objetivos presentes e toma forma como a maximização de seu Valor Presente Líquido (VPL) (LAI; LOCATELLI, 2021). Com a devida programação dos momentos de bombeamento e turbinamento, uma UHR é capaz de produzir lucro mesmo com seu inevitável balanço energético negativo ao utilizar as variações no preço da energia dependentes da disponibilidade energética da rede. O problema resulta em um empreendimento que visa maximizar o benefício econômico a longo prazo baseado em operações de curto prazo (KOOHI-FAYEGH; ROSEN, 2020).

2.2 Dependência com o preço de comercialização da eletricidade

O vínculo entre UHR e o preço de comercialização da energia deriva de uma atividade baseada no aproveitamento do excesso de energia presente na rede e na complementação da oferta de eletricidade demandada pela UHR. Assim, é necessário realizar o gerenciamento ótimo em alta frequência temporal dos volumes armazenados em cada um dos reservatórios, contabilizando as limitações que o sistema impõe (HE et al., 2021; ABDELSHAFY et al.,

2020), sendo ainda mais crucial para UHR com grandes reservatórios e vazões de trabalho (PATWAL; NARANG, 2020; RIESZ; ELLISTON, 2016).

Essa necessidade é descrita pela equação 2.4, resultado da multiplicação das energias gerada e consumida no período pelo preço da energia, p_t . Como sempre haverá perda de recurso financeiro para magnitudes iguais de geração e consumo energético de um período, é necessário que o modelamento da operação vise lucro, incluindo a dependência dos custos operacionais.

$$p_t \Delta E_t = p_t [\rho g (h_s - h_i) \Delta S_t] \frac{\eta_g \eta_c - 1}{\eta_c} \quad (2.4)$$

Ao considerar que o preço de um bem aumenta quando é escasso e diminui quando é abundante, é razoável pensar que os momentos de turbinamento ocorrerão quando não houver energia suficiente na rede e que os momentos de bombeamento ocorrerão quando houver energia excedente, quando seu valor será maior e menor, respectivamente (MANKIW, 2020). Tem-se então uma sensibilidade operacional de UHR ao preço de equilíbrio da energia.

Tal característica foi verificada na reforma de preços de transmissão e distribuição de energia ocorrida na China, que inviabilizou sua operação convencional (HE et al., 2021). Isso ocorreu devido ao aumento nos custos de transmissão e distribuição de energia, que conseqüentemente elevou os custos de operação desses empreendimentos sem que os mesmos pudessem ser repassados ao consumidor final.

As externalidades negativas no mercado de energia, que é dependente da determinação dos preços de comercialização por órgãos reguladores, podem ser minoradas através da definição de preços que se aproximam do valor de equilíbrio instantâneo do mercado (CIARRETA; PIZARRO-IRIZAR; ZARRAGA, 2020), definido pela lei da oferta e demanda (ABREU; SOUZA; RIBEIRO, 2020). Na Espanha, inferiu-se que preços menores de energia são consolidados quando há maior geração por FRNC (CIARRETA; PIZARRO-IRIZAR; ZARRAGA, 2020).

Recentemente, os mercados de eletricidade têm sofrido reformas com o intuito de aumentar sua flexibilidade para acomodar FRNC, que são fontes com maior impacto no preço da energia (PARASCHIV; ERNI; PIETSCH, 2014). As reformas estabelecem o mercado futuro do dia seguinte ou mercados intradiários. Os mercados intradiários são excepcionalmente benéficos para empreendimentos de armazenamento energético, como UHR, por oferecerem um serviço de compra e venda da energia com alta resolução temporal (MACIEJOWSKA; NITKA; WERON, 2021).

Dessa forma, a criação de um regime de precificação regulado capaz de prever as capacidades de geração presente e futura pode reduzir tais externalidades e possibilitar a inserção de UHR na oferta para atuar no atendimento à demanda em momentos necessários

(GONTIJO; COSTA; SANTIS, 2021).

Aliado à existência de atividades econômicas incapazes de alterar seu horário de execução de modo a adequar sua operação ao menor custo energético (RIESZ; ELLISTON, 2016), a introdução do PLD horário no mercado brasileiro pode tornar o ambiente de comercialização da energia propício para as UHR (ABREU; SOUZA; RIBEIRO, 2020), já que também podem absorver as consequências negativas da geração intermitente de FRNC.

Assim, a introdução de mercados de curto prazo incita aos *price-takers* – empresas que participam do mercado sem gozarem da capacidade de alteração nos preços do bem – a construir modelos de previsão de preços de energia cada vez mais acurados. Melhorias de 1% na raiz quadrática média dos erros (RMSE) da previsão de preços podem resultar em reduções de 0,1% a 0,35% nos custos dessas empresas – como UHR – (UNIEJEWSKI; NOWOTARSKI; WERON, 2016). Tem-se então uma oportunidade de abater custos operacionais e aumentar a quantidade de energia transacionada, impactando positivamente na receita e no objetivo da UHR, que poderá efetuar mais ciclos.

A maioria desses modelos preditivos da precificação são baseados em grandes conjuntos de dados prévios de preço, de geração e consumo do sistema, sendo bem representados por modelos autorregressivos dependentes dessas variáveis (MACIEJOWSKA; NITKA; WERON, 2019) ou modelos probabilísticos (SERAFIN; UNIEJEWSKI; WERON, 2019). O método a ser utilizado depende da disponibilidade dos dados (HUBICKA; MARCJASZ; WERON, 2019), e é importante notar que existem sazonalidades intra-anuais, intramensais e intradiárias para a precificação (ZIEL, 2017).

2.3 Complementaridade entre UHR e FRNC: benefícios à rede conectada

O portfólio de geração de eletricidade em sistemas de energia atualmente integra, além de combustíveis fósseis, fontes renováveis. Existe uma preferência em aumentar a parcela participativa dessas fontes na oferta para mitigar os efeitos ambientais negativos da geração de eletricidade através de fontes não-renováveis (UN, 2015). Dentre elas, destacam-se as FRNC eólica e solar fotovoltaica, as quais obtiveram a maior taxa de crescimento mundial, segundo a *International Energy Agency* (IEA) (BOJEK; BAHAR, 2021), e no Brasil (MME; EPE, 2020).

A incerteza da geração de energia, a dificuldade da regulação do pico de carga e o controle da frequência da rede, que são problemas de qualidade e confiabilidade da rede elétrica, podem ter seus efeitos mitigados ao se inserir UHR com o objetivo de minorar essas oscilações (ZHANG et al., 2018).

Resultados como os provenientes da análise das tecnologias disponíveis no setor energético para atingir uma matriz energética renovável através da minimização de seus custos na Austrália, que apontou uma configuração caracterizada por 68% de geração eólica, 9% de geração fotovoltaica e 3% de geração proveniente de UHR, sugerem que a existência de UHR complementa positivamente a estrutura do sistema elétrico (RIESZ; ELLISTON, 2016).

Outra evidência provém da análise da expansão do parque renovável da Alemanha condicionado ao incremento da capacidade instalada de UHR, que ao considerar carência e excesso de energia em cenários de 60% e 80% de participação de renováveis em 2030 e 2050 respectivamente, apontou capacidades confiáveis de 13 GW e 16,6 GW. Além disso, constatou-se também que cada TWh de energia eólica perdida por excesso na oferta poderiam ser reaproveitados por cada 1,3 GW de capacidade instalada de UHR, resultado que reafirma o potencial da tecnologia (KRUGER et al., 2014).

A coordenação horária entre esses sistemas dependentes da estocasticidade da geração e da sua participação na oferta também foi examinada para o sistema elétrico de Taiwan ao considerar custos do despacho térmico, custos operacionais das UHR e custos de reserva de energia. A minimização do custo do sistema concluiu que a operação das UHR seria caracterizada por consumo de energia matutino e geração noturna para baixa participação de FRNC. Para alta, o perfil de atividade foi distribuído entre geração e consumo ao longo do dia (SU et al., 2021).

A determinação da estratégia ótima de operação de duas UHR localizadas na Argentina visando a maximização do lucro total sujeito à precificação horária local e o perfil de geração e demanda mostrou a concentração de geração noturna e consumo sembro (ALVAREZ, 2020).

A utilização de UHR convencionais de modo fixo, juntamente com baterias, foi considerada na Argélia para compensar momentos de escassez das gerações eólica e solar e minimizar o custo da eletricidade do sistema. As primeiras complementam a operação do sistema elétrico a longo prazo, enquanto as baterias operam no curto prazo (GUEZGOUZ et al., 2019).

2.4 Complementaridade entre UHR e FRNC: benefícios à rede isolada

Existe também complementariedade em sistemas energéticos de pequeno porte, voltados a reduzir o custo da energia das instalações nas quais foi explorada (REHMAN; AL-HADHRAMI; ALAM, 2015).

A redução de cerca de 32% dos custos anuais com energia elétrica provenientes das

atividades humanas exercidas numa pequena fazenda localizada em Mangaung, na África do Sul, pôde ser alcançada por meio de uma pequena UHR subterrânea, cuja operação se baseia na carga da fazenda e na energia da rede, apresentando *payback* de 5,9 anos (KUSAKANA, 2019).

Em diversos casos, o gerenciamento dos recursos hídricos e energéticos em sistemas compostos pela rede elétrica local, geração eólica, necessidade de irrigação e uma UHR inseridos num regime de precificação horária da energia, visando minimizar o custo total da rede, mostrou um conflito de interesses entre o uso da água e a minimização dos custos. Com a UHR, obteve-se reduções no custo total de até 33% (GHASEMI, 2018).

Para minimizar o custo total da rede a longo prazo, sugere-se ainda a utilização de UHR em sistemas isolados como mecanismo de atendimento à demanda suprida por gerações provenientes de FRNC (GHASEMI; ENAYATZARE, 2018). A verificação dessa hipótese pode ser realizada ao se analisar o sistema elétrico de uma ilha remota de Hong Kong, composto por UHR e geração fotovoltaica, mostrando que o custo da eletricidade e a confiabilidade no atendimento à demanda resultam num conflito de interesses (MA et al., 2015).

Já a associação entre UHR e geração eólica num único empreendimento na China mostrou que, através de um modelamento estocástico de otimização diário, grande parte dos efeitos negativos da geração intermitente podem ser reduzidos pela operação coordenada de fazendas eólicas e UHR, aumentando o lucro do sistema de geração em até 20% (DING; HU; SONG, 2012).

A contribuição das UHR em associação à FRNC também se estende a sistemas de tratamento de água e esgoto, os quais são energeticamente intensivos. A otimização multiobjetivo de sistemas híbridos em Huili, na China, com intenção de minimizar o custo da eletricidade e as emissões de CO₂ e maximizar a autossuficiência das FRNC e a criação de empregos mostrou que a utilização de UHR beneficiaria economicamente as indústrias de tratamento de água e esgoto e de transformação da energia e diminuiria as emissões de CO₂ (WANG et al., 2021).

2.5 Complementaridade entre UHR e UFF

Em 2018, usinas hidrelétricas totalizavam 1170 GW de capacidade instalada no mundo, possuindo cerca de 265,7 milhares de km² de espelho d'água, com potencial de suportar 4400 GW de UFF com 25% de cobertura e gerar 6270 TWh de eletricidade (FARFAN; BREYER, 2018).

Justifica-se então o interesse em explorar essa tecnologia renovável, que converte energia radiativa, $E_{rad,t}$, em energia elétrica, $E_{UFF,t}$, dado um fator de eficiência η_{cell} , por

meio da equação 2.5.

$$E_{UFF,t} = \eta_{cell} E_{rad,t} \quad (2.5)$$

Há ainda a possibilidade de conservação do recurso hídrico ao utilizar UFF com usinas hidrelétricas, modificando sua operação contínua para uma operação dividida em dois períodos, como ocorrido no estudo do empreendimento de Longyangxia, na China (MING et al., 2018).

Embora parte da complementariedade entre UHR e UFF exista por conta da possibilidade de aproveitamento de parte da área dos espelhos d'água dos reservatórios das UHR para a geração de energia fotovoltaica (NOGUEIRA; FLORES; BALESTIERI, 2020), o maior benefício da união entre UHR e UFF é permitir com que a instalação conjunta utilize a energia gerada pela fonte fotovoltaica para suprir parte da demanda ou para bombear a água do reservatório inferior para o superior, elevando-se a flexibilidade no atendimento à carga pela instalação (SOLOMIN et al., 2021), sendo opções com alta competitividade em custo (LIU et al., 2021; XU et al., 2020).

Tal configuração possibilita ainda ignorar parte do conflito de interesses resultante das discussões sobre o uso da terra por usinas fotovoltaicas convencionais, uma vez que utiliza a área pertencente à UHR (KOUGIAS et al., 2016) sem afetar a estrutura da barragem. No entanto, embora possa realçar a flexibilidade da UHR, a UFF enfrentará restrições na construção otimizada de sistemas orientados e possivelmente comprometer o uso recreativo da represa.

A avaliação do potencial de instalação de UFF em reservatórios na África do Sul apontou uma geração de energia de 70GWh ano para capacidades instaladas de 41 MWp e 0,276 km² de área ocupada (KOUGIAS et al., 2016).

Quanto ao aspecto econômico, existem evidências que corroboram a execução do investimento. A maximização do lucro de um investimento com 225 MWh/h de capacidade reversível e 250 MWp de fotovoltaica na Lituânia, após a previsão da geração fotovoltaica, aponta *paybacks* de 6 a 25 anos, dependentes do nível de subsídio aplicado (PETRICHENKO et al., 2020).

3 Ferramental Matemático

3.1 Séries Temporais

Uma série temporal, Z , pode ser entendida como uma sequência de valores periódicos associados a uma medida temporal t , $Z(t)$, composta por três variáveis: tendência, $T(t)$, efeito sazonal, $S(t)$, e efeito aleatório, $\varepsilon(t)$, como mostra a equação 3.1.

$$Z(t) = Z(T(t), S(t), \varepsilon(t)) \quad (3.1)$$

A tendência é o movimento geral de longo prazo, conduzindo a série para um determinado sentido, seja ele ascendente, descendente ou constante. O efeito sazonal é aquele que modifica a tendência periodicamente, o que conduz a um efeito cíclico. Já o efeito aleatório é a parte imprevisível (MORETTIN; TOLOI, 2018).

O objetivo de um modelo de previsão é descobrir as relações matemáticas que descrevem as componentes da série temporal estudada, com a finalidade de se obter o melhor ajuste segundo parâmetros estatísticos de similaridade (MORETTIN; TOLOI, 2018). Dessa forma, existe uma dependência de suposições simplificadoras para se garantir a obtenção de previsões estatisticamente correntes pelo método escolhido para ser aplicado.

Uma das hipóteses simplificadoras necessárias é a da estacionariedade fraca da série de dados. Ela implica que tanto a esperança, $E(Z(t))$, quanto a autocovariância de um atraso j , γ_{jt} , sejam constantes e a variância da série, $E(Z^2(t))$, finita em qualquer período da série analisada.

$$E(Z(t)) = \mu_t, \forall t \quad (3.2)$$

$$\gamma_j(t) = \gamma_j, \forall t, j \quad (3.3)$$

$$E(Z^2(t)) < \infty, \forall t \quad (3.4)$$

A esperança de um valor presente na série é equivalente à sua média aritmética, estatística de primeira ordem e medida de valor central. A variância, estatística de segunda ordem, é uma medida de dispersão da série. Ambas são determinadas pela função densidade de probabilidade $f(z, t)$ da série num determinado tempo t (MORETTIN; TOLOI, 2022).

$$E(Z(t)) = \int_{-\infty}^{+\infty} z f(z, t) dz = \mu(t) \quad (3.5)$$

$$E(Z(t))^2 = E[(Z^2(t) - \mu_t^2)] = \int_{-\infty}^{+\infty} (z - \mu_t)^2 f(z, t) dz \quad (3.6)$$

Enquanto distribuições de dados y dependentes de x possuem a covariância para medir a variação entre essas duas variáveis, séries temporais medem a variação entre uma observação em t_1 e t_2 através da autocovariância, essencial para a concepção de diversos modelos (MORETTIN; TOLOI, 2022).

$$\begin{aligned} \gamma(t_1, t_2) &= E[(Z(t_1) - \mu(t_1))(Z(t_2) - \mu(t_2))] \\ \gamma(t_1, t_2) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (Z(t_1) - \mu(t_1))(Z(t_2) - \mu(t_2)) f(z(t_1), z(t_2), t) dz(t_1) dz(t_2) \end{aligned} \quad (3.7)$$

A estacionariedade fraca da série temporal é uma condição necessária para a aplicação de métodos de previsão. No entanto, é provável que não seja atendida num primeiro momento. Portanto, é primordial verificar se a série é estacionária para que, em caso negativo, seja possível fazer uma transformação para que essa nova versão possa cumpri-la.

O teste de raiz unitária de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) foi a opção selecionada para a verificação dessa condição (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018). Ao considerar uma série baseada por uma por uma combinação linear de valores passados adicionados de um efeito aleatório, como em 3.8, conclui-se que, para que $Z(t)$ seja um ruído, $|\phi| < 0$, não possuindo raiz unitária.

$$Z(t) = \sum_{j=1}^{\infty} \phi_j Z(t-j) + \varepsilon(t) \Rightarrow \phi(B)Z(t) = \varepsilon(t) \quad (3.8)$$

Isso decorre da exigência da convergência de $\phi(B)$, que converge se $|B| \leq 1$, como é mostrado em 3.9.

$$\phi(B) = 1 - \sum_{j=0}^{\infty} \phi_j B^j, B = \frac{Z(t-1)}{Z(t)} \quad (3.9)$$

O teste ADF realiza a verificação da condição através de uma estatística τ . Rejeita-se a hipótese nula de que $Z(t)$ não é estacionária se $\tau < \tau_{crítico}$, sempre negativo.

Se a série não for estacionária, pode-se realizar n processos de diferenciação para torná-la estacionária, obtendo a variação nominal entre seus pontos, como especifica a equação 3.10.

$$\Delta^n Z(t) = \Delta[\Delta^{n-1} Z(t)] \quad (3.10)$$

Outras transformações, como a mudança percentual, também podem ser aplicadas para a obtenção de uma série estacionária, e seu cálculo é feito pela equação 3.11.

$$Z_p(t) = \frac{Z(t_2) - Z(t_1)}{Z(t_1)} \quad (3.11)$$

3.2 Modelo de previsão SARIMAX

O modelo de previsão SARIMAX é um método que utiliza de dados existentes com alterações periódicas para determinar dados de períodos futuros. Nele, ajusta-se modelos Auto-Regressivos (AR) integrados (I) de Média Móvel (MA) com coeficientes sazonais (S) e dados além da própria série, chamados preditores, (X) para realizar previsões.

Na equação 3.12, fica evidente que a parte AR refere-se à modelagem dos valores das séries passadas, a I ao número de diferenciações e a MA aos ruídos dos valores passados. Por serem ajustes, utiliza-se uma quantidade finita de dados passados para a obtenção do dado futuro, chamados de *lags*. Nos modelos ARIMA(p,d,q), tem-se os *lags* p, d e q, de modo que AR(p), I(d) e MA(q).

$$\begin{cases} AR : Z(t) = c + \sum_{j=1}^p \phi_j Z(t-j) + \varepsilon(t) \\ MA : Z(t) = c + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon(t-j) + \varepsilon(t) \\ ARIMA : \Delta^d Z(t) = c + \sum_{j=1}^p \phi_j \Delta Z(t-j) + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon(t-j) + \varepsilon(t) + \Delta^d \varepsilon(t) \end{cases} \quad (3.12)$$

O método SARIMAX é uma extensão do ARIMA. Nele, adiciona-se os *lags* P, D, Q, que se comportam de maneira semelhante ao p,d,q para a componente sazonal, definindo a quantidade de temporadas consideradas, e s, referente ao período da temporada. A parte X representa a variável exógena, levando em consideração uma outra série X(t) para a determinação de Z(t). Assim, tem-se SARIMAX(p,d,q)(P,D,Q,s).

A escolha de p, q, P e Q depende na autocorrelação parcial e acumulada da série considerada. A parcial auxilia na escolha de p e P, pois, através dela é possível determinar quais *lags* são significativos para determinar o valor estudado da série. A acumulada auxilia na escolha de q e Q por evidenciar a significância dos valores acumulados de autocorrelação (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

A autocorrelação acumulada, ACF, é dada pela equação 3.13. A parcial, PACF, é obtida ao retirar as influências das autocorrelações de um período do restante considerado.

$$ACF_k = \frac{\sum_{t=1}^T (z(t) - \mu)(z(t-k) - \mu)}{\sum_{t=1}^T (z(t) - \mu)^2} \quad (3.13)$$

Pela possibilidade de concepção de diversos modelos para uma única série, define-se critérios para a seleção do mais adequado. O utilizado neste estudo foi o critério de Informação de Akaike corrigido (AICc), presente na equação 3.14, no qual o modelo dependente

de k que minimiza a perda de informação, ao estimador de máxima verossimilhança σ_a^2 (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

$$AIC_c = N \ln \hat{\sigma}^2 + 2\left[k + \frac{(k+1)(k+2)}{N-k+2}\right], k \leq K \quad (3.14)$$

Escolhe-se o menor AICc para k , uma fração de N observações da série. Por fim, é necessário realizar uma análise da estacionariedade dos resíduos, dado como a diferença entre a previsão e o valor real da série. Se o modelo for adequado, os resíduos serão estacionários e aleatórios.

No entanto, quando tratarmos de previsões com horizonte muito longo, o método SARIMAX não é capaz de retornar resultados relevantes, uma vez que há tendência de convergência da série temporal com o aumento do tempo de previsão (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

Para contornar esse problema, as previsões das séries podem ser realizadas com a união de métodos distintos. Neste trabalho, optou-se por reduzir o horizonte de previsão ao transformar uma série de dados horária em uma série de dados mensais, agregando seus dados, que tornam possível a aplicação do método SARIMAX. Isso significa reduzir os 8760 dados horários em apenas um único mensal.

Para aplicar esse método, as séries de dados horários originais de cada mês m , $Z_m(t)$, devem ser convertidas em percentuais do acumulado mensal, representados pela nova série $Z_{p,m}(t)$, de acordo com a equação 3.15.

$$Z_{p,m}(t) = \frac{Z_m(t)}{\sum_{t \in m} Z_m(t)} \quad (3.15)$$

Se, além dessa redução, também considerarmos que os perfis mensais individualmente observados sejam derivados de um perfil mensal médio alterado por uma sazonalidade pré-definida, é possível definirmos, através da equação Y, um perfil mensal horário médio, $Z_{p,m,h}$, dado pela equação 3.16 que se repete ao longo dos y anos considerados.

$$Z_{p,m,h}(t) = \frac{1}{12 \cdot y} \sum_{m=1}^{12 \cdot y} Z_{p,m}(t) \quad (3.16)$$

Dessa forma, estima-se a progressão mensal da série a longo prazo e mantém-se parte da informação horária através do perfil mensal médio.

Para séries puramente aleatórias, pode-se realizar as projeções de cenários a partir do método de Monte Carlo e uma posterior redução de cenários com o método K-Médias. O método de Monte Carlo utiliza-se da geração de variáveis aleatórias baseado numa função densidade de probabilidade conhecida.

3.3 Método dos Mínimos Quadrados

O Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) é um método de otimização que retorna como resultado uma linha de ajuste entre um dado, Z_i , e sua previsão, \hat{Z}_i , ao minimizar a soma do quadrado dos resíduos, na expressão 6.2.

$$\min \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2 \quad (3.17)$$

Ao considerarmos \hat{Z}_i como uma função linear de um parâmetro X , da forma $\hat{Z}_i(X) = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 X_i$, calcula-se facilmente os coeficientes \hat{b}_0 e \hat{b}_1 através das equações 3.18 e 3.19.

$$\hat{b}_0 = \bar{Z} - \hat{b}_1 \bar{X} \quad (3.18)$$

$$\hat{b}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})(X_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.19)$$

Neste trabalho, a soma dos mínimos quadrados é utilizada para estimar os parâmetros horários da previsão do preço da energia e para definir cenários de geração eólica pelo método K-médias.

3.4 Modelo K-Médias

O modelo K-Médias é uma técnica de agrupamento utilizada para separar dados em categorias diferentes baseando-se na média como um critério de seleção de semelhança entre eles (MCKINNEY, 2018). As K-médias dividem os dados em K grupos ao minimizar a soma das distâncias quadráticas da informação à média do seu grupo, μ_k , na equação 3.21, previamente definido na equação 3.20.

$$\mu_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in k} x_i \quad (3.20)$$

$$\min \sum_k \sum_{i \in k} (x_i - \mu_k)^2 \quad (3.21)$$

O algoritmo do modelo tem como parâmetros de entrada as médias iniciais para os k grupos necessários. Cada informação é então agrupada com a média mais próxima e calcula-se uma nova média. Este ciclo é repetido até que o algoritmo convirja em valores de μ_k .

3.5 Modelos de otimização

Otimizar pode ser entendido como o ato de atingir o objetivo proposto de forma a determinar o melhor resultado, seja em eficiência ou satisfação, dadas as condições limitantes da situação (COLIN, 2018).

Dessa forma, modelos de otimização são técnicas que possibilitam atingir o ótimo objetivado, sendo definidos por sistemas, conjuntos numéricos, variáveis de decisão, variáveis de estado, funções-objetivo e restrições, que serão discutidas nesta seção, iniciando com a definição de um modelo.

3.5.1 Programação Linear

A Programação Linear trata de problemas de alocação ótima de recursos, dados os resultados que se deseja alcançar e os limites impostos a eles. Seguindo essa definição, podemos dizer que uma solução ótima é aquela que fornece os melhores resultados: não existe outra opção melhor, mas podem existir outras equivalentes. Os recursos representam a realidade na medida de sua escassez de exploração, o que nos conduz a necessidade de não os desperdiçar.

Em problemas de alocação ótima, tomamos a liberdade de representar a realidade por meio de equações matemáticas, que simulam a interação entre os entes que a compõe de acordo com nossa compreensão (COLIN, 2018). Tal representação denomina-se modelo, e sua qualidade é derivada da significância de suas respostas com a realidade. Assim, ao construir um modelo, busca-se a maior simplicidade possível para a obtenção de soluções relevantes.

As variáveis do modelo podem ser divididas em três categorias: variáveis de decisão, variáveis de estado e variáveis exógenas. As variáveis de decisão são aquelas que o modelo pode controlar, ou seja, são àquelas que o tomador de decisão pode alterar. As de estado são aquelas que capturam a condição do modelo dadas as variáveis de decisão e podem ou não compor o modelo. Por fim, as variáveis exógenas são aquelas que o modelo necessita, porém não podem ser controladas, ou seja, seus valores foram consolidados externamente.

Em um modelo, a busca pelo ótimo dá-se, canonicamente, pela minimização da função-objetivo, que é uma função matemática representativa do objetivo desejado pelo tomador de decisão. As limitações existentes no modelo são traduzidas matematicamente como restrições, e representam as regras de exploração dos recursos envolvidos.

Na programação linear, todas as equações envolvidas são lineares. A resolução desses problemas lineares é obtida por meio de algoritmos computacionais, sendo o mais comum o Método Simplex, utilizado neste trabalho.

Quatro pressupostos são introduzidos para que um modelo de programação linear

seja viável: proporcionalidade, aditividade, divisibilidade e determinismo (COLIN, 2018).

A divisibilidade é a proposição que evidencia que as variáveis devem pertencer ao conjunto dos números reais. A aditividade indica que as relações entre as variáveis são dadas apenas por adições ou subtrações. O da proporcionalidade pressupõe que cada contribuição da variável de decisão é uma proporção de seu valor. O do determinismo impõe que os parâmetros devam ser conhecidos com certeza, sem estocasticidade.

3.5.2 Algoritmo SIMPLEX

O algoritmo SIMPLEX, desenvolvido por George Dantzig é utilizado para solucionar problemas de programação linear, baseado na repetição de uma série de simples operações, caminhando de uma solução viável para outra até que o ponto ótimo seja atingido.

Sua forma padrão é dada por

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) &= \mathbf{c}^T \mathbf{X} \\ \text{sujeito a} \\ \mathbf{A}\mathbf{X} &= \mathbf{b} \\ x_i, b_i &\geq 0 \\ i &= 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \tag{3.22}$$

Sendo $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_n]$ o vetor das n variáveis de decisão, $\mathbf{c}^T = [c_1, \dots, c_n]$ o vetor de n pesos para cada variável, $f(\mathbf{X})$ a função-objetivo, $A_{m \times n}$ a matriz de contribuição unitária de cada variável de decisão nas restrições, com elementos a_{ji} , e \mathbf{b} o vetor de m parâmetros que as limita.

Ainda nessa forma, vale notar que todas as restrições são equações. Parte delas pode ter sido transformada a partir de inequações ao se introduzir variáveis de folga em sua composição. A função desse tipo de variável é atuar como o complemento que mantém a igualdade entre os membros da inequação transformada em equação.

Nesse algoritmo, a solução ótima é encontrada ao “caminhar” pelas soluções viáveis do problema, diminuindo o valor da função-objetivo até que o ótimo seja alcançado. Para isso, o algoritmo Simplex necessita da definição dos conceitos de solução básica, variáveis básicas, variáveis não básicas e solução básica viável, e seu funcionamento será brevemente mencionado a seguir (COLIN, 2018).

Uma solução básica é obtida ao se resolver o sistema de equações para m variáveis, chamadas básicas, atribuindo-se valor zero às $n-m$ variáveis restantes, chamadas não básicas. Uma solução básica viável é aquela em que todas as m variáveis básicas obedecem às restrições.

A inicialização do algoritmo ocorre ao se definir uma solução inicial viável para

o sistema de equações. Em seguida, o método repete um processo iterativo até que a condição de ótimo seja alcançada.

Primeiramente, substitui-se uma variável básica (sainte) por outra (entrante) ao identificarmos a variável não básica que acarretará na maior diminuição da função-objetivo. Isso significa identificar a coluna k do sistema de equações, nomeada como pivô, sendo $k = \operatorname{argmin}(c_j)$. Neste ponto, temos a primeira condição de parada: se $\min(c_j) \geq 0$, então a solução é ótima. Caso contrário, continuamos com a seleção da linha pivô p , aquela que permite o menor valor de incremento para a variável básica entrante, sendo $p = \operatorname{argjmin}(b_j/a_{j,k} : a_{j,k} > 0)$. Aqui, se $a_{j,k} \leq 0$, o problema é ilimitado.

Com as variáveis básicas entrante e sainte, calculamos a nova solução básica viável ao modificar o sistema de equações para que os coeficientes das variáveis não básicas sejam iguais a zero e os coeficientes das variáveis básicas sejam iguais a um. A condição de parada é verificada ao se avaliar a função-objetivo. Se $c_j \geq 0$, a solução é ótima.

4 Ferramental Computacional

4.1 Maquinário utilizado

Para a execução deste trabalho, utilizou-se um notebook com Windows 11 Home 64-bit, processador Intel Core i7 9750H com 2,60 GHz, 32GB de memória RAM DDR4 e 1 TB de armazenamento.

4.2 Python e interface Jupyter Lab

4.2.1 Python

Python é uma linguagem de programação de alto nível clara e concisa, sendo também orientada a objetos. Lançada em 1991, atualmente possui desenvolvimento aberto e comunitário. Por possuir uma diversa gama de bibliotecas matemáticas confiáveis disponibilizadas gratuitamente por terceiros, é uma linguagem altamente utilizada em aplicações em ciência de dados (MCKINNEY, 2018). Neste trabalho, optou-se por utilizar essa linguagem.

4.2.2 Interface Jupyter Lab

A interface de desenvolvimento Jupyter Lab é uma das ferramentas mais utilizadas para a execução e visualização parcial do desenvolvimento de projetos em ciência de dados (MCKINNEY, 2018). Sua capacidade de armazenar informações passadas possibilita o acompanhamento e alteração de certas partes do código, concedendo ao analista um olhar mais detalhista no processo de análise de dados, seja em forma numérica ou gráfica, interativo ou não.

4.3 Bibliotecas utilizadas

Bibliotecas são módulos com funcionalidades pré-determinadas que podem ser importadas noutro código, permitindo sua utilização pelo usuário. A partir do comando *import* “biblioteca”, o programador tem acesso às suas funcionalidades, sendo necessário

conhecer sua documentação para operá-la eficientemente. Nesta pesquisa, foram utilizadas sete bibliotecas para dois grandes fins: para a projeção de séries futuras de demanda e geração de energia, para a e otimização do modelo UHRHB+UFF.

4.3.1 NumPy

NumPy, *Numerical Python*, é uma biblioteca matemática voltada ao processamento de vetores e matrizes (MCKINNEY, 2018). É tido como pacote básico e essencial para outras bibliotecas. Esta biblioteca possui funções para criar, processar, ler e gravar conjuntos de dados em estruturas vetoriais, chamadas *ndarrays*, fornece ambiente de operações de álgebra linear e geração de números aleatórios.

4.3.2 Pandas

A biblioteca Pandas utiliza-se das funcionalidades da NumPy para oferecer ao usuário a capacidade de trabalhar com dados estruturados com fácil acesso ao criar a estrutura *DataFrame*. Esta biblioteca é a principal razão pela qual a linguagem Python se destaca na manipulação e processamento de dados (MCKINNEY, 2018).

4.3.3 Scipy

Scipy é uma biblioteca vasta, que possui aplicação em diversas áreas. Possui aplicações em cálculo numérico, álgebra linear, otimização, processamento de sinais, estatística inferencial, entre outros (MCKINNEY, 2018).

4.3.4 Matplotlib

É uma biblioteca para criação e visualização de dados em forma gráfica.

4.3.5 Scikit-learn

É o principal pacote para aprendizado de máquina em Python. Dentre suas funções, destacam-se os métodos de classificação de dados, regressão, agrupamento (k-médias) e redução de dimensionalidade (MCKINNEY, 2018).

4.3.6 Statsmodels

Statsmodels é o pacote de análise estatística com módulos de regressão, de análise de variância, de análise de séries temporais (incluindo o método SARIMAX) e de métodos não paramétricos (MCKINNEY, 2018).

4.3.7 Pyomo

Pyomo é um pacote gratuito que suporta diversas formulações, resoluções e análises de modelos de otimização (BYNUM et al., 2021). A partir da definição de modelos matemáticos abstratos, tratados como objetos, o pacote cria modelos concretos de otimização a partir das informações dadas pelo programador. Esta biblioteca possui algoritmos de resolução para as programações linear, quadrática, não linear, inteira mista e estocástica.

5 Modelo de Otimização

5.1 Modelamento matemático de sistemas com UHR, UFF e FRNC

A análise operacional de um gerenciamento mútuo entre UHR, UFF e FRNC é realizada através de modelamentos matemáticos voltados à otimização de objetivos da operação conjunta desses sistemas.

As modelagens de Sistemas de Armazenamento de Energia (SAE), divididas nas categorias de planejamento e operação, são maneiras de se representar e otimizar tal união (KOOHI-FAYEGH; ROSEN, 2020).

Os de planejamento têm como objetivo planejar a expansão da capacidade para garantir que o sistema elétrico continue atingindo a quantidade demandada. Identifica-se o investimento de longo prazo menos custoso ao passo que a transmissão e a geração continuem a obedecer às restrições de confiabilidade e qualidade (LAI et al., 2021). Já nos modelos de operação, tem-se como objetivo planejar a operação para garantir que o sistema atue no balanceamento na rede, determinando o despacho ótimo a curto prazo (LAI; LOCATELLI, 2021).

Apesar da clara complementaridade entre FRNC e SAE, é necessário avaliar a operação conjunta dessas tecnologias, visando expor a qualidade e a confiabilidade do atendimento de um sistema elétrico através do dimensionamento apropriado do SAE (CHABOK et al., 2020), levando em consideração modelos de longo prazo.

Além disso, como a operação da UHR ocorre em curto prazo, é necessário introduzir a intermitência da geração não controlável ao construir cenários de geração. Deve-se modelar uma representação do comportamento de gasto energético do consumidor para adicionar as flutuações estocásticas na geração e consumo aos modelamentos de longo prazo (LAI; LOCATELLI, 2021). Os cenários da primeira categoria podem ser obtidos através do uso de dados horários de geração de parques eólicos e de insolação, para energia solar. Já os de longo prazo, por meio da curva de carga horária típica do sistema. Tal abordagem possibilita a obtenção de resultados de modelos de otimização adequados para esses sistemas.

O modelamento do conjunto UHRHB com UFF acoplada ao subsistema SE/CO do SIN, na perspectiva de um *price taker*, um *player* que não determina os preços do mercado do qual participa, foi baseado nessas metodologias. As próximas seções evidenciarão o procedimento detalhado realizado para a concepção do modelo, a obtenção dos dados, a realização de projeções de curto e longo prazos e a otimização do sistema.

5.2 Concepção do modelo do sistema UHRHB+UFF

5.2.1 Descrição do local e do maquinário

A Figura 5.1 mostra a região em que a UHHB, que conta com uma queda d'água efetiva de 711,5 m e vazão máxima de trabalho de $153 \text{ m}^3/\text{s}$ se encontra: bairro Jardim das Indústrias, em Cubatão, São Paulo.

Figura 5.1 – Mapa do Sistema Hídrico: Billings, Pedras e UHHB



Fonte: Google (2023)

A extração da energia potencial armazenada no reservatório Rio das Pedras, é obtida através do turbinamento das vazões controladas em duas casas de máquinas, as nomeadas Usina Externa, em destaque na Figura 5.2 e a Usina Subterrânea.

Suas vazões máximas de operação e potência efetiva são mostradas na Tabela 5.2.1.

Embora ainda não esteja definida a área da UFF no Reservatório Rio das Pedras, estima-se que 1 km^2 do espelho d'água serão destinados à geração fotovoltaica, com eficiência de conversão da radiação global incidente de 20% (GESP, 2021).

Tabela 5.2.1 – Maquinário atual da UHRHB segundo a EMAE

Índice	Unidades	Conjunto	Potência Unitária	Vazão Unitária	Potência Total	Vazão Total
[-]	[-]	[-]	[MW]	[m ³ /s]	[MW]	[m ³ /s]
1	1	Externa	40	7	40	7
2	1	Externa	36	6	36	6
3	5	Externa	65	11	325	55
4	1	Externa	68	12	68	12
5	6	Subterrânea	70	12	420	72

Fonte: EMAE (2021)

Figura 5.2 – Usina Hidrelétrica Henry Borden



Fonte: EMAE (2021)

5.2.2 Descrição do modelo

O modelo integrado UHRHB com UFF foi concebido ao unir a maximização das receitas a longo prazo, através do método do VPL, à uma operação horária inteiramente baseada na disponibilidade energética do conjunto e da rede e condicionada a um preço da energia calculado similarmente ao PLD horário. Dessa forma, a diferença entre o ganho financeiro resultante da venda de energia e seu gasto, resultante da compra na rede, deverá ser maximizada durante o período de 20 anos considerado, entre 2022 e 2042.

Admitindo-se a existência de um reservatório inferior de mesma capacidade de armazenamento de água do superior, tem-se que a geração de eletricidade na UHRHB ocorrerá quando o deslocamento de água proveniente do reservatório superior para o inferior for positivo. O consumo, quando a vazão do inferior para o superior for positiva. Considera-se também que não há influxos e afluxos no conjunto dos reservatórios.

A geração na UFF é direta, sendo apenas dependente das condições atmosféricas. Pode-se controlar a maneira como essa eletricidade será utilizada: para complementar a energia necessária para o bombeamento, reduzindo a quantidade de energia comprada da

rede, ou vendendo-a diretamente para o Sistema Interligado Nacional Sudeste/Centro-Oeste (SIN-SE/CO).

Tais operações ainda estão condicionadas aos aspectos construtivos da UHRHB, de forma que exista um balanço energético entre a Henry Borden, UFF e SIN, que não possibilite geração de energia quando o reservatório superior estiver vazio ou consumo quando estiver cheio. Outra limitação é proveniente do maquinário da própria UHRHB: optou-se por utilizar o maquinário da usina externa para turbinamento e um equivalente em vazão do pertencente à usina subterrânea para bombeamento.

Por fim, para se projetar os perfis de consumo e geração para a rede e para a geração da UFF, foi necessário definir parâmetros de longo e curto prazos, capturar dados disponíveis de geração e consumo energético do SIN SE/CO e dados de insolação da área do Reservatório Rio das Pedras.

5.3 Modelo de otimização do sistema UHRHB+UFF

O modelo de otimização foi construído baseado no diagrama da Figura 5.3. Nele, a relação entre as variáveis de decisão e de estado ocorre através da interação entre fluxos de energia ou fluido de cinco diferentes instâncias: usina fotovoltaica flutuante, reservatório superior, casa de máquinas, reservatório inferior e SIN SE/CO. O conjunto composto entre os reservatórios e a casa de máquinas compreende a totalidade da UHRHB, que não possui afluxos e influxos de recurso hídrico.

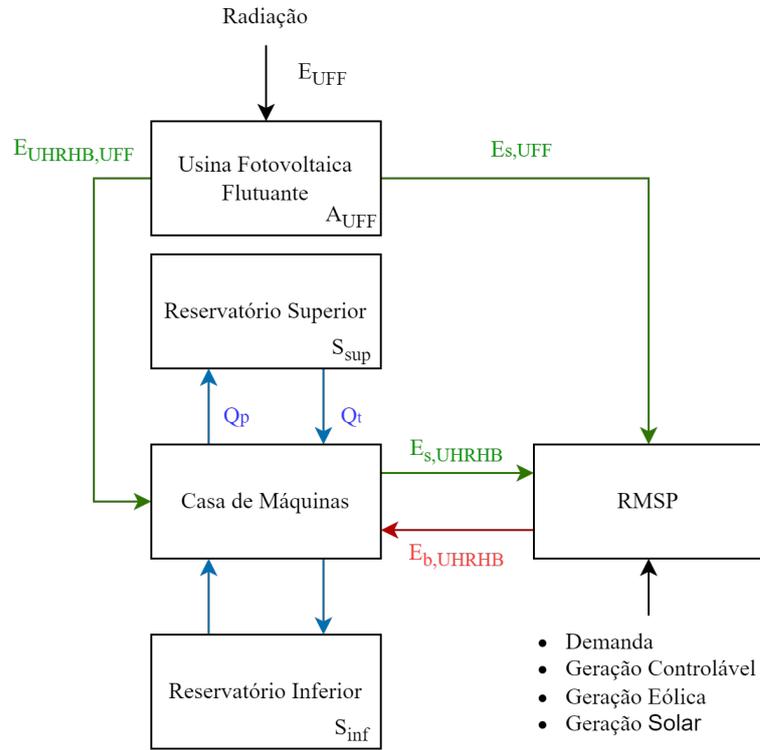
Por ser um modelo de longo prazo com duração de 20 anos avaliado em frequência horária, há um total de 175.320 pontos temporais a serem avaliados. Existem três categorias de variáveis de decisão e 9 tipos de restrição para cada instante t , totalizando 525.960 variáveis de decisão e 1.577.880 restrições. Como todas relações deste modelo são dadas por funções lineares, utilizou-se a biblioteca *Pyomo* para solucioná-lo através da programação linear. O algoritmo de solução encontra-se no apêndice deste documento.

5.3.1 Parâmetros

Quatro diferentes áreas foram escolhidas para conduzir as simulações. Os valores 0, 0,01 km², 0,1 km² e 1 km², auxiliarão na compreensão da utilidade da UFF no conjunto. O impacto nas receitas, R , em US\$, serão avaliadas considerando fatores de desconto anuais r de 6,25%, 9,25% e 12,25%, conduzindo aos fatores de anualização de capital, $k_t(y)$, para $y \in \{2022, 2023, \dots, 2041\}$ na equação 5.1. A análise gráfica dos resultados foi realizada para $A_{UFF} = 1$ km² e $r = 9,25\%$.

$$k_t(y) = \frac{1}{(1+r)^{y-2022}} \quad (5.1)$$

Figura 5.3 – Diagrama do Sistema UHRHB+UFF atuando no SIN-SE/CO



Fonte: Autor

5.3.2 Variáveis de decisão

Para cada instante de tempo t , tem-se as seguintes variáveis de decisão: a eletricidade gerada pela UFF e vendida para a rede, $E_{v,UFF}$, a eletricidade da rede comprada pela UHRHB, $E_{c,UHRHB}$, e a eletricidade vendida para a rede pela UHRHB, $E_{v,UHRHB}$.

É importante notar que as variáveis da UHRHB são resultado da conversão da energia consumida para o bombeamento e da energia gerada pelo turbinamento, como mostra a equação 5.2. As perdas são contabilizadas através da eficiência das bombas e turbinas, $\eta_b = \eta_{tur} = 0,85$.

$$\begin{aligned} E_{c,UHRHB} &= \frac{E_{b,UHRHB}}{\eta_b} = \frac{1}{\eta_b} \gamma H Q_b \\ E_{v,UHRHB} &= \eta_{tur} E_{tur,UHRHB} = \eta_{tur} \gamma H Q_{tur} \end{aligned} \quad (5.2)$$

Sendo γ o peso específico, H a altura manométrica, Q_b a vazão bombeada e Q_{tur} a vazão turbinada.

Como a geração na UFF, $E_{g,UFF}$, é determinada pela multiplicação entre a radiação horizontal na superfície, R_{UFF} , em GWh/m^2 , área, A_{UFF} em m^2 , e a eficiência do sistema, $\eta_{cell} = 0,2$, a energia vendida para a rede, $E_{v,UFF}$, é um percentual de $E_{g,UFF}$, sendo o restante direcionado para a UHRHB, $E_{r,UFF}$.

$$\begin{aligned}
E_{g,UFF} &= \eta_{cell} A_{UFF} R_{UFF} \\
E_{r,UFF} &= (1-f) E_{g,UFF} \\
E_{v,UFF} &= f E_{g,UFF} \\
0 &\leq f \leq 1
\end{aligned} \tag{5.3}$$

5.3.3 Variáveis de estado

As variáveis de estado são os volumes dos reservatórios superior, S_{sup} , e inferior, S_{inf} , ambas em m^3 .

5.3.4 Variáveis exógenas

As variáveis exógenas são a eletricidade gerada pela UFF, $E_{g,UFF}$, o excesso de energia na rede, \hat{E}_{N+} , e o déficit de energia na rede, \hat{E}_{N-} .

$$\begin{aligned}
\hat{E}_{N+} &= \hat{E}_N, \quad \hat{E}_N \geq 0 \\
\hat{E}_{N-} &= -\hat{E}_N, \quad \hat{E}_N \leq 0
\end{aligned} \tag{5.4}$$

A energia líquida na rede, \hat{E}_N , é resultado da soma das previsões de geração controlável, \hat{G}_C , eólica, \hat{G}_e , solar fotovoltaica, \hat{G}_f , e a demanda \hat{D} . Para qualquer tempo t é válida a equação 5.5.

$$\hat{E}_{N,t} = \hat{G}_{c,t} + (\hat{G}_{e,t} + \hat{G}_{f,t}) - \hat{D}_t, \quad \hat{G}_t = \hat{G}_{c,t} + (\hat{G}_{e,t} + \hat{G}_{f,t}) \tag{5.5}$$

5.3.5 Função-objetivo

A função-objetivo foi definida como a maximização da receita líquida do conjunto UHRHB e UFF, R , com rendimentos anuais descontados pelo fator de anualização de capital.

$$\max R = \sum_{t=0}^{175320} \hat{p}_t (E_{v,UFF,t} + E_{v,UHRHB,t} - E_{c,UHRHB,t}) k_t \tag{5.6}$$

5.3.6 Restrições

Para cada instante t , há um conjunto de restrições associados à exequibilidade do sistema integrado UHRHB-UFF.

5.3.6.1 Balanço energético na UFF

Restrição que limita as quantidades direcionadas da energia gerada na usina fotovoltaica flutuante.

$$E_{g,UFF,t} = E_{v,UFF,t} + E_{r,UFF,t} \tag{5.7}$$

5.3.6.2 Continuidade na UHRHB

Restrição que define o modo de escoamento da água entre os reservatórios de acordo com as mudanças de estado horário, ΔS , com Q a vazão e $a = 1$ hora.

$$\begin{aligned}\Delta S_{sup,t} &= a(Q_{b,t} - Q_{tur,t}) \\ \Delta S_{inf,t} &= a(Q_{tur,t} - Q_{b,t})\end{aligned}\quad (5.8)$$

$$\begin{aligned}S_{sup,t+1} &= \Delta S_{sup,t} + S_{sup,t} \\ S_{inf,t+1} &= \Delta S_{inf,t} + S_{inf,t}\end{aligned}\quad (5.9)$$

5.3.6.3 Limite máximo de volume nos reservatórios

Restrição capaz de cessar o movimento de fluido para um reservatório se estiver completamente cheio. O máximo volume considerado é $S_{max} = 1 \cdot 10^6$ m³.

$$S_{sup,t}, S_{inf,t} \leq S_{max} \quad (5.10)$$

5.3.6.4 Limite máximo de volume nos reservatórios

De acordo com a especificação do maquinário já existente, a vazão máxima de turbinamento é $Q_{tur,max} = 2,88 \cdot 10^5$ m³/h e a de bombeamento, $Q_{b,max} = 2,592 \cdot 10^5$ m³/h.

5.3.6.5 Limite de energia comercializada com a rede

Esta restrição depende de duas inequações. A primeira, define que a soma das energias vendidas pela UHRHB não pode ultrapassar o déficit na rede. A segunda, que a quantidade de energia comprada, já diminuída pelo direcionamento da energia fotovoltaica gerada pela UFF, não exceda o excesso presente na rede.

$$\begin{aligned}E_{v,UFF,t} + E_{v,UHRHB,t} &\leq \hat{E}_{N-,t} \\ E_{c,UHRHB,t} + (1 - f) E_{UFF,t} &\leq \hat{E}_{N+,t}\end{aligned}\quad (5.11)$$

5.3.6.6 Variáveis não negativas

Para o correto funcionamento deste modelo e redução de restrições referentes aos limites mínimos de escoamento, armazenamento e direcionamento energético, tem-se que as variáveis da equação 5.12 sejam não negativas.

$$E_{s,UFF}, E_{c,UHRHB}, E_{v,UHRHB}, S_{sup}, S_{inf} \geq 0 \quad (5.12)$$

5.3.7 Indicadores

A análise dos resultados ocorrerá por meio de seis indicadores, além da própria função-objetivo.

O primeiro deles é o Desempenho do Serviço Prestado ao Excesso, $DSPE$, que proporciona um valor percentual do quanto da energia disponível na rede foi comprada pela UHRHB. O segundo, o Desempenho do Serviço Prestado ao Déficit, $DSPD$, evidencia quanto o conjunto mitigou o déficit energético.

$$DSPE = \frac{\sum_t E_{c,UHRHB,t}}{\sum_t \hat{E}_{N+,t}} \quad (5.13)$$

$$DSPD = \frac{\sum_t E_{v,UFF,t} + E_{v,UHRHB,t}}{\sum_t \hat{E}_{N-,t}} \quad (5.14)$$

O terceiro é relacionado ao estado energético da rede, chamado Fator Demanda Geração, FDG_t . Para $FDG_t > 1$, existe déficit energético na rede e o conjunto UHRHB pode atuar vendendo energia. Caso $FDG_t < 1$, há excesso, e o sistema atua na compra. Quando $FDG_t = 1$, há equilíbrio e a UHRHB não opera. É particularmente útil por conseguir evidenciar possíveis aglomeramentos de momentos de déficit e de excesso de longo e curto prazos.

$$FDG_t = \frac{\hat{D}_t}{\hat{G}_t} \quad (5.15)$$

Como a evolução do volume do reservatório superior mostra como a operação da UHRHB foi conduzida, a Efetividade Volumétrica, EV , em m^3 , revela como a usina responde às variações na rede elétrica, baseado no volume máximo utilizado no período considerado.

$$EV = \frac{\max[S_t]}{DSPE} \quad (5.16)$$

A contribuição monetária da operação da UFF no conjunto é avaliada através do Percentual de Uso Fotovoltaico, PUF. Mudanças nas emissões de gases de efeito estufa são avaliadas pelo indicador Emissões Evitadas, EE , que se utiliza do fator de emissão médio da rede elétrica brasileira entre 2017 e 2022, $\bar{F}E = 0,0860$ tCO₂/MWh.

$$PUF = \frac{\sum_t \hat{p}_t E_{v,UFF,t} k_t}{R} \quad (5.17)$$

$$EE = \bar{F}E \sum_t E_{v,UFF,t} + E_{v,UHRHB,t} \quad (5.18)$$

6 Modelos de Previsão

Os modelos de previsão utilizados neste trabalho foram divididos de acordo com a natureza dos dados utilizados. De acordo com isso, o conjunto de divisões é dado por: demanda e geração controlável no SIN-SE/CO, geração eólica no SIN-SE/CO, geração solar no SIN-SE/CO, carga líquida no SIN-SE/CO, geração solar na UFF e preço da energia.

Vale notar que todas as séries trabalhadas passaram pela verificação e ajuste de sua estacionariedade através do teste de raiz unitária ADF, utilizando a biblioteca do Python *statsmodels*.

6.1 Demanda e geração controlável no SIN-SE/CO

O perfil da demanda no SIN-SE/CO passou pelo processo de transformação em percentual de demanda mensal, estimando os valores mensais futuros até o horizonte através do método SARIMAX, utilizando a biblioteca do Python *statsmodels* e seu método *SARIMAX*. Cada valor médio horário esperado da participação da demanda foi então multiplicado pelo valor mensal da projeção, retornando o valor futuro da série.

O perfil de geração controlável passou pelo mesmo processo, no entanto, adicionou-se a demanda prevista como variável exógena da geração controlável, devido a sua forte correlação: a geração controlável é dependente da demanda.

6.2 Geração eólica no SIN-SE/CO

A previsão da série da geração eólica primordialmente necessitou da observação do perfil de geração horário da rede. O histograma dos valores do percentual de geração eólica foi dividido em 10 classes, cada uma apresentando uma frequência relativa característica. A partir dele, criou-se 500 séries de 24 percentuais de geração a partir do método de Monte Carlo ao selecionar aleatoriamente cada um desses valores de acordo com suas respectivas probabilidades. Assim, criou-se 500 cenários distintos de geração diária. Em seguida, reduziu-se sua quantidade para 5 através do método K-Médias.

Após a definição desses 5 cenários, foi possível determinar a previsão da série da geração eólica da rede como a contribuição esperada de cinco diferentes cenários, cada um com uma probabilidade de ocorrência P_{cen} .

$$\hat{G}_{e,t} = \sum_{cen=1}^5 P_{cen} \hat{G}_{cen,e,t} \quad (6.1)$$

A escolha dos números aleatórios foi realizada com a biblioteca NumPy, e o método K-Médias executado pelo módulo kmeans da biblioteca scikit-learn.

O crescimento anual da geração foi estimado com base na taxa anual de crescimento calculado pela EPE, sendo 9,27% ao ano para a energia eólica.

6.3 Geração solar no SIN-SE/CO

O perfil futuro de geração fotovoltaica na rede foi obtido ao transformar a série em mensal. No entanto, não foi utilizado o método SARIMAX neste caso, apenas as projeções de crescimento anual estimados pela EPE, sendo 2,17% ao ano para a energia solar.

6.4 Geração solar na UFF

A geração solar horária na UFF por metro quadrado foi estimada a partir do uso dos dados da radiação global horizontal de Cachoeira Paulista. O acumulado mensal, calculado a partir da incidência no Rio das Pedras.

6.5 Preço da energia

A determinação do preço da energia previsto, \hat{p}_t , foi executada por meio da minimização de 24 equações auxiliares, z_h , em 6.2. Nelas, a razão entre a demanda prevista, $\hat{D}_{t,h}$, e a geração prevista, $\hat{G}_{t,h}$, do SIN-SE no instante t correspondente a hora h do dia foi multiplicada pelo fator horário correspondente do preço da energia, p_h .

$$z_h = \min \sum_t \left(PLD_{t,h} - p_h \frac{D_{t,h}}{G_{t,h}} \right)^2 \quad (6.2)$$

Assim, obteve-se 24 constantes p_h que, ao serem multiplicadas pela razão entre a demanda e a geração na rede, resulta no valor previsto $\hat{p}_t(\hat{G}_t, \hat{D}_t)$ em 6.3.

$$\hat{p}_{t,h} = p_h \frac{\hat{D}_{t,h}}{\hat{G}_{t,h}} \quad (6.3)$$

7 Materiais

Os dados históricos anuais, mensais e horários necessários para a concepção do modelo são o consumo e a geração no SIN-SE/CO, o perfil de radiação global horizontal no Reservatório Rio das Pedras e o preço da energia, que serão discutidos nas subseções a seguir.

7.1 Dados de geração controlada e não controlada

Os dados de geração controlada do SIN-SE/CO são disponibilizados pelo ONS e optou-se pela seleção dos dados de geração total no subsistema entre 2017 e 2022 (ONS, 2020). Uma vez que a geração total do SIN-SE/CO é composta por fontes controláveis e não controláveis, dividiu-se a geração total em três componentes: controláveis, eólica e solar. Na geração controlada, excluiu-se ainda a participação da UHHB.

7.2 Dados de demanda na rede

Os dados de consumo no SIN-SE/CO também são disponibilizados pelo ONS. Neste trabalho, optou-se pela seleção de curvas de carga horária no subsistema entre 2017 e 2022 (ONS, 2020).

7.3 Dados de radiação global horizontal

Os dados mensais de radiação global horizontal no Reservatório Rio das Pedras são disponibilizados pelo LABREN (INPE, 2022b). Os de frequência horária, estimados a partir das observações realizadas em Cachoeira Paulista, em São Paulo, obtidas pelo projeto SONDA (INPE, 2022a).

7.4 Dados do PLD horário

O histórico dos valores de PLD horário foi disponibilizado pela CCEE. Foram selecionadas informações horárias do ano em que foi instituído, em 2021 (CCEE, 2021b).

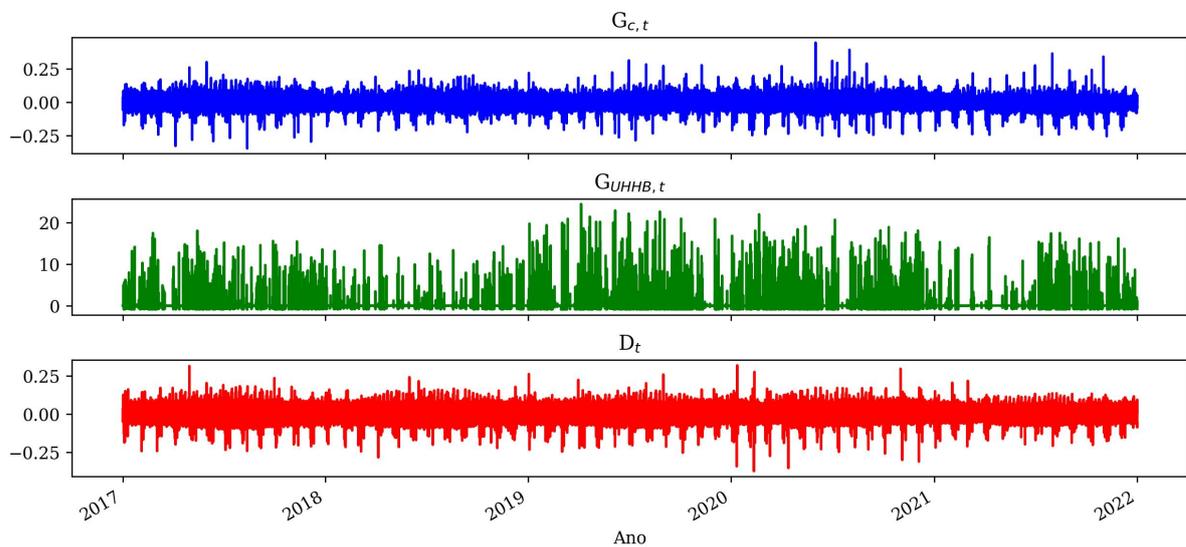
8 Resultados e Discussão

8.1 Previsões

8.1.1 Previsão da demanda e geração Controlável no SIN-SE/CO

A Figura 8.1 mostra a mudança percentual da Geração Controlável, G_c , de 2017 a 2022, que teve a contribuição da geração da UHHB retirada de seu valor total. Nota-se também que a variação percentual da geração nessa usina pode chegar a 80 vezes o valor da variação da geração controlável, resultado de sua limitada operação.

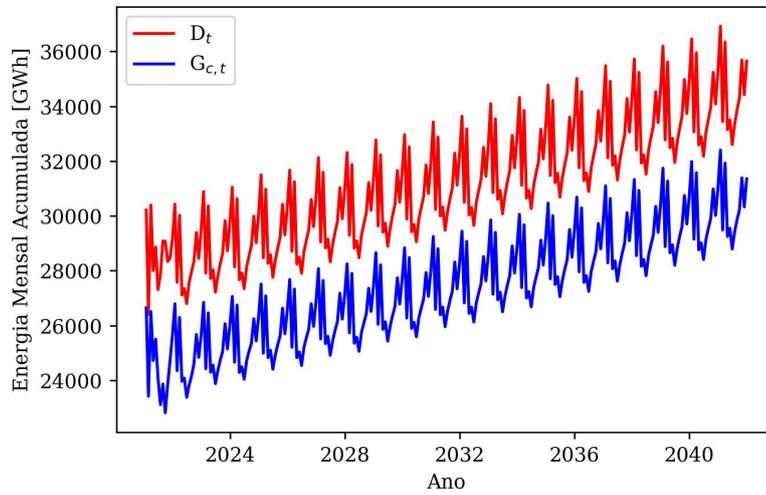
Figura 8.1 – Mudança percentual horária da Geração Controlável, Geração pela UHHB e Demanda dos dados utilizados para previsão



Fonte: Autor

A determinação de \hat{D}_t mensal foi realizada com o método SARIMA. A execução do módulo SARIMAX da biblioteca statsmodel para as combinações de *lags* desejados revelou menor AICc para um modelo ARIMA(2,0,2). Para \hat{G}_c , fez-se uso de \hat{D}_t como variável exógena, resultando num menor AICc para ARIMAX(3,0,4). A Figura 8.2 mostra a previsão do acumulado mensal para \hat{G}_c e \hat{D}_t ao longo de todo o período.

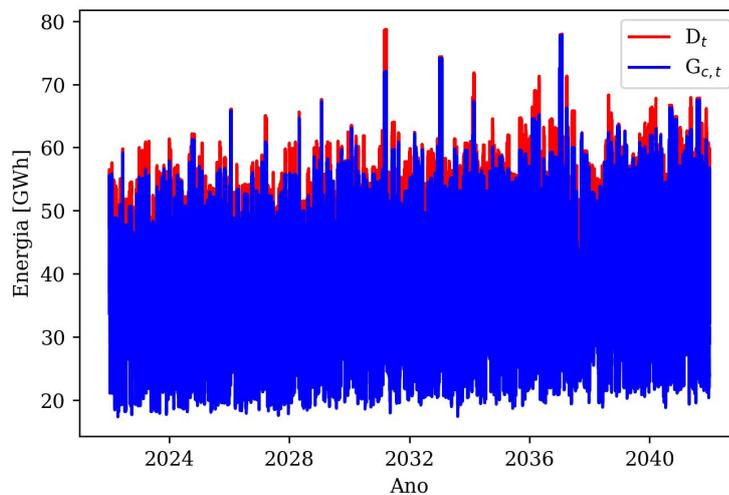
Figura 8.2 – Previsão Mensal da Geração Controlável e da Demanda pelo método ARIMAX e ARIMA, respectivamente



Fonte: Autor

Ao multiplicar as informações, obteve-se a energia por hora para a Geração Controlada e para a Demanda de 2022 a 2042. Percebe-se que, no SIN-SE/CO, a quantidade de energia controlada gerada nunca supera a demanda do subsistema.

Figura 8.3 – Previsão do perfil horário da Geração Controlável e da Demanda de 2022 a 2042

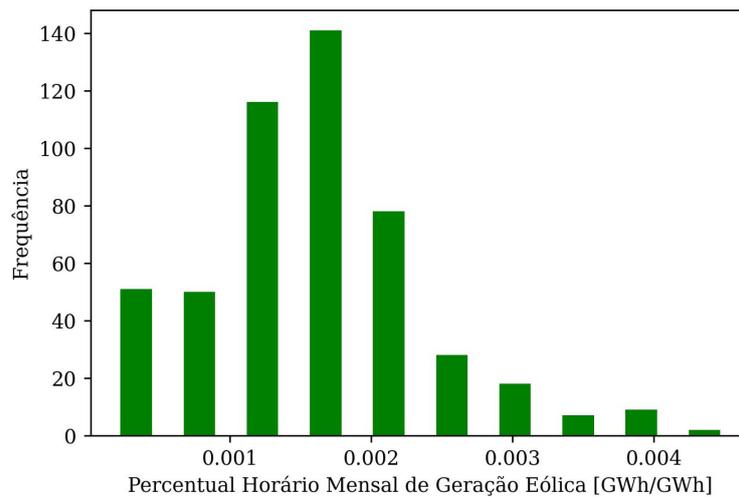


Fonte: Autor

8.1.2 Previsão da geração eólica no SIN-SE/CO

O histograma da Figura 8.4 revela a frequência com que um percentual horário mensal da geração eólica da rede ocorreu entre 2017 e 2022. Observa-se que a maior parte da geração ocorre até o valor do percentual horário mensal de 0,003.

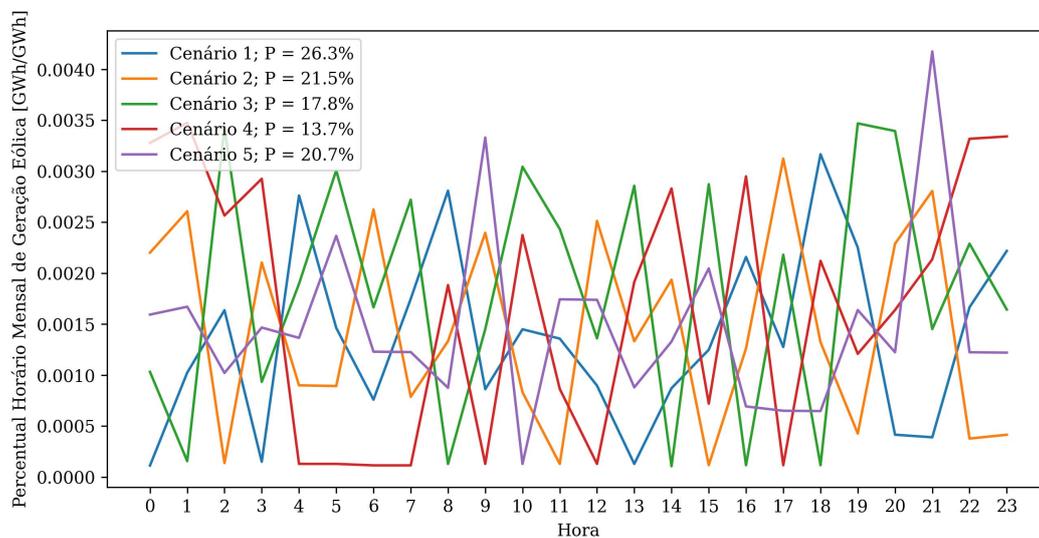
Figura 8.4 – Ocorrências de percentual horário mensal de geração eólica na rede entre 2017 e 2022



Fonte: Autor

Após o uso do Método de Monte Carlo e do K-Médias, obteve-se cinco séries temporais diárias de percentual de geração mensal, mostrados na Figura 8.5.

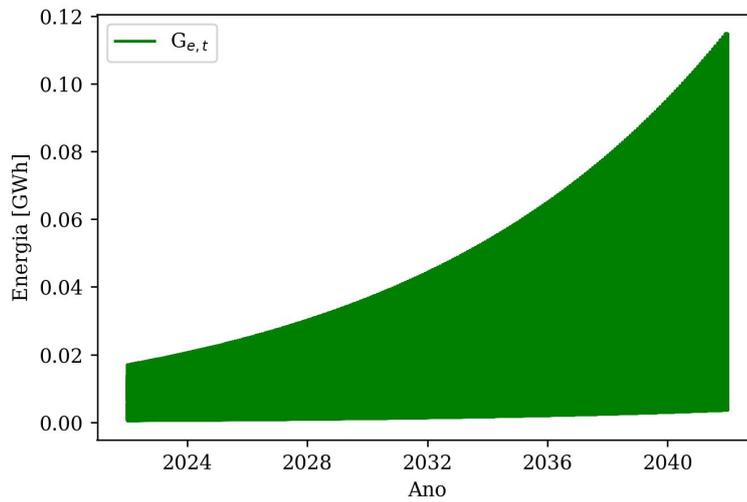
Figura 8.5 – Cenários de geração eólica com suas probabilidades de ocorrência



Fonte: Autor

Ao se projetar o crescimento anual esperado, obteve-se a energia por hora para a Geração Eólica de 2022 a 2042.

Figura 8.6 – Previsão do perfil horário da geração eólica de 2022 a 2042

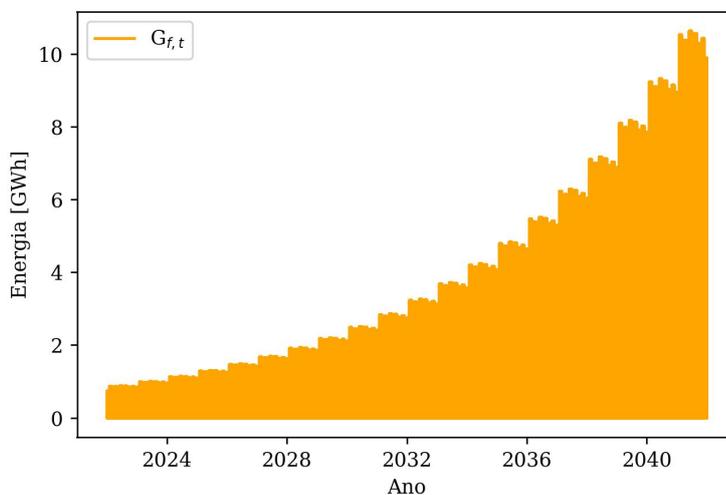


Fonte: Autor

8.1.3 Previsão da geração solar no SIN-SE/CO

A previsão da Geração Solar no SIN-SE/CO ao longo de todo o período pode ser conferida na Figura 8.7.

Figura 8.7 – Previsão do perfil horário da Geração Fotovoltaica de 2022 a 2042

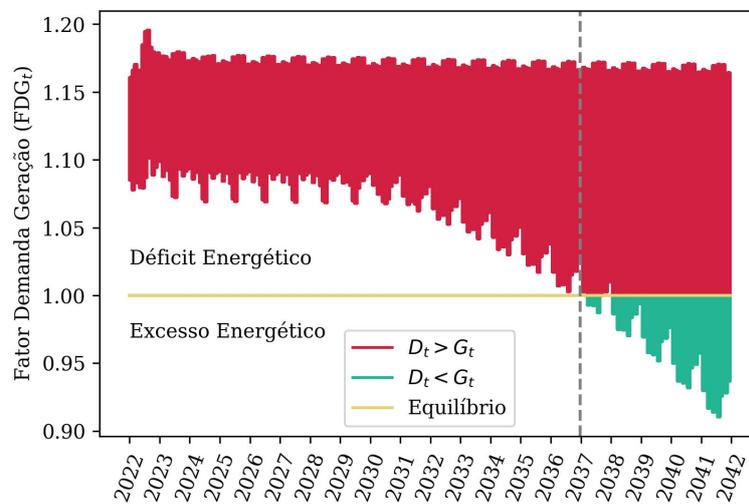


Fonte: Autor

8.1.4 Previsão da carga líquida no SIN-SE/CO

A análise do fator demanda geração no SIN-CO/SE, graficamente representada na Figura 8.8., mostrou um progressivo aumento da carga líquida no sistema, uma vez que os incrementos de geração por FRNC superaram o déficit.

Figura 8.8 – Valores do Fator Demanda Geração para o período de 2022 a 2042



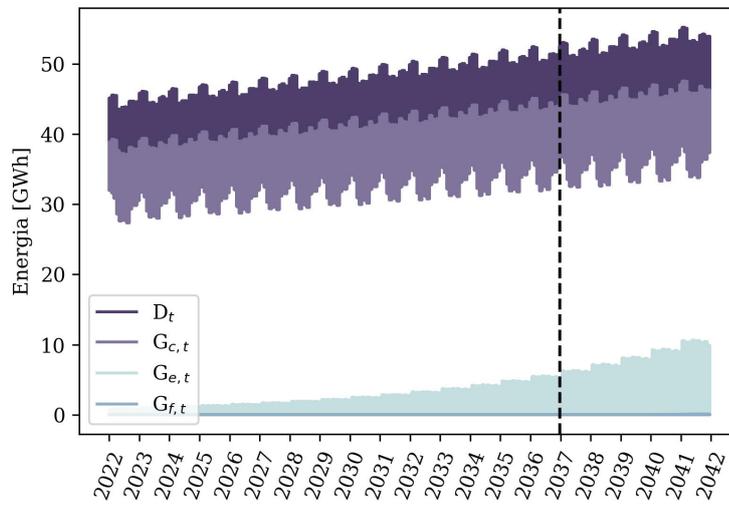
Fonte: Autor

Os incrementos anuais, principalmente da geração eólica, afetaram a operação da UHRHB a partir de 2037, como pode ser conferido na Figura 8.9. A partir desse ano, os valores de FDG_t , começaram a ultrapassar o equilíbrio, significando excesso energético na rede. Em todo o período, foram contabilizados 15 TWh de excesso energético e 692 TWh de déficit.

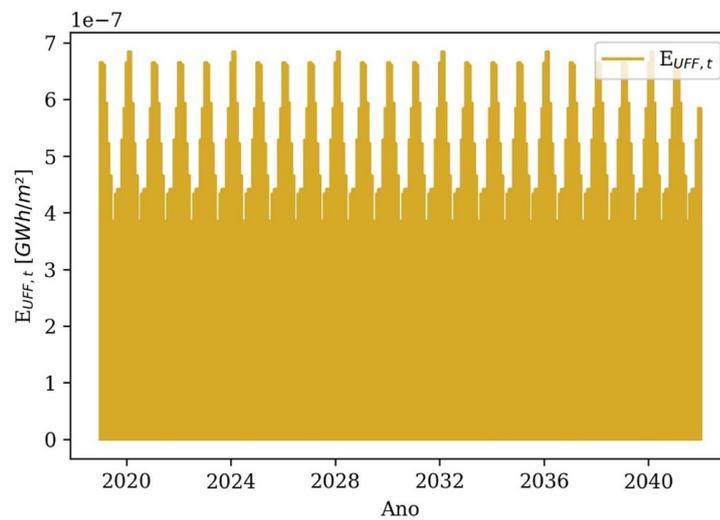
8.1.5 Previsão da geração solar na UFF

Como a previsão da geração solar na UFF é inteiramente dependente da radiação incidente no Rio das Pedras, fez-se uma simples projeção para o ano de 2042 apenas repetindo a média diária observada por 5 anos pelos 20 anos seguintes.

Figura 8.9 – Evolução da demanda e da geração total horárias no SIN-SE/CO



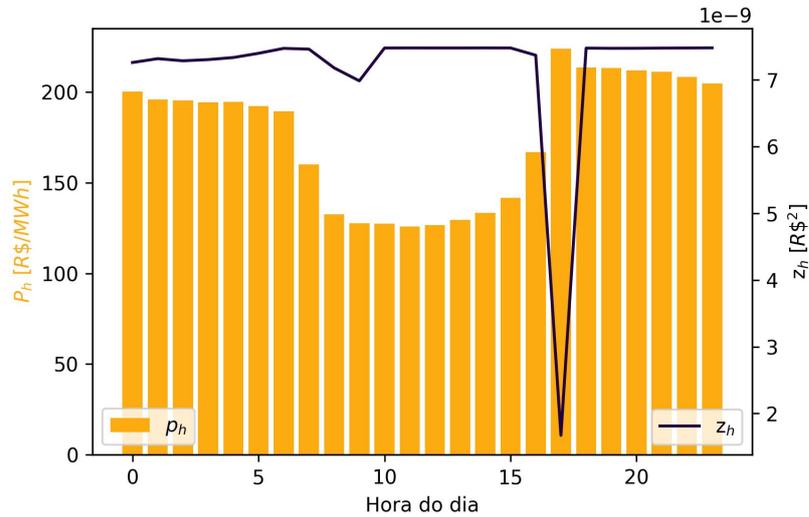
Fonte: Autor

Figura 8.10 – Energia fotovoltaica convertida por A_{UFF} 

Fonte: Autor

8.1.6 Previsão do preço da energia

Figura 8.11 – Resultados da determinação do fator de preços e os respectivos valores da função auxiliar



Fonte: Autor

Os fatores de preço da energia obtidos por meio do método dos mínimos quadrados resultaram no Figura 8.11. A função minimizada, z_h , localizada no eixo direito, não apresentou valores maiores que 10^{-8} , revelando que o MMQ é um bom método para a determinação do fator de preços.

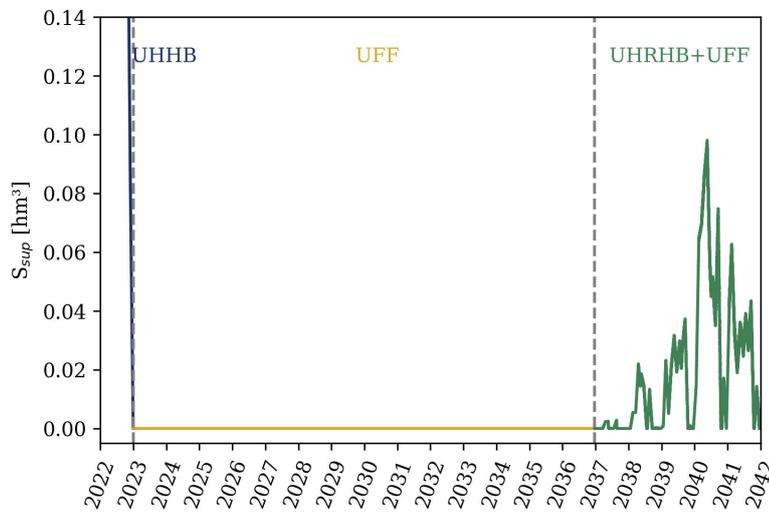
Valores compreendidos entre R\$/MWh 125,88 e R\$/MWh 223,88 foram encontrados para p_h .

8.2 Otimização

8.2.1 Dinâmica operacional

A evolução do volume do reservatório superior foi dividida em três momentos: UHHB, UFF e UHRHB+UFF, esquematizado na Figura 8.12. No primeiro momento, a otimização resultou num deplecionamento da água presente no reservatório durante o ano de 2022, por conta da atenuação futura da receita pelo fator de recuperação de capital, $k_t(y)$, o que caracterizou a operação do sistema como a de uma usina hidrelétrica convencional.

Figura 8.12 – Evolução do volume do reservatório superior



Fonte: Autor

Pelo mesmo motivo, manteve-se o volume presente no reservatório superior estagnado até 2037, e a receita gerada foi proveniente apenas da operação da UFF, razão pela qual se nomeou o segundo momento. A partir de então, houve a operação conjunta entre as duas partes, operando como uma usina hidrelétrica reversível, e o volume máximo utilizado não ultrapassou 10% do volume útil do reservatório.

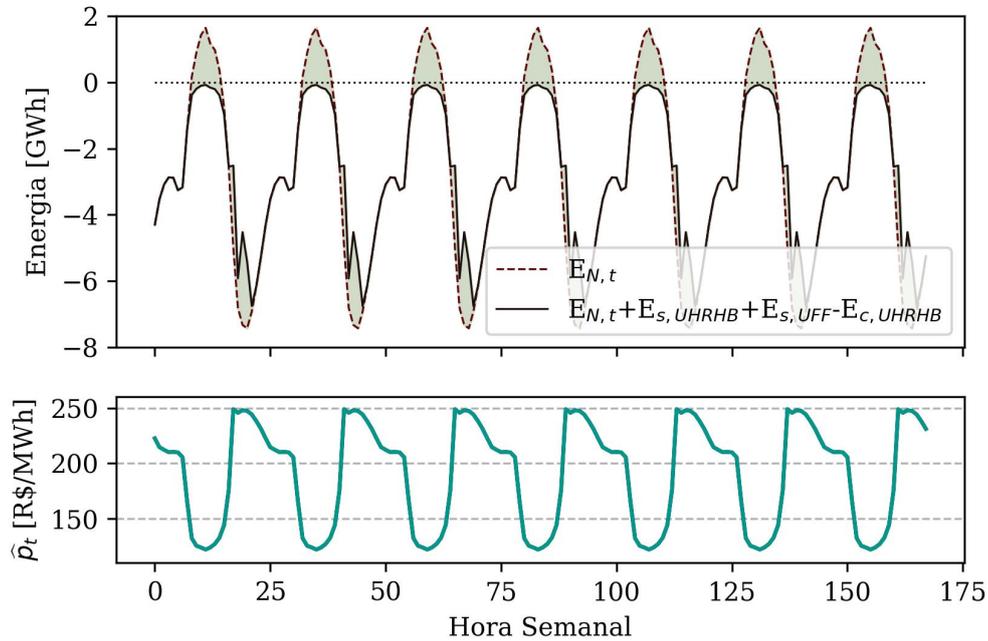
A partir de 2037, os valores médios semanais de energia líquida e a compra e venda de energia pela UHRHB e pela UFF, presentes na Figura 8.13, revelaram que o conjunto é capaz de absorver todo o excesso energético presente no SIN-SE/CO, mas é incapaz de prover toda a quantidade energia demandada durante os momentos de déficit energético.

Tal resultado ocorre devido à natureza da rede até 2042, com baixa capacidade renovável incontrollável na matriz, quando comparada à geração controlada. Como consequência, o SIN-SE/CO não provê quantidade de energia excedente suficiente para suportar uma operação realizada apenas entre a UHRHB e o SIN-SE/CO.

Percebe-se, ao analisar a vazão máxima do maquinário e o uso do reservatório superior, que há volume de água e vazão suportada suficientes para executar uma operação reversível com maiores variações volumétricas. Dessa forma, volumes úteis de 1 hm^3 são superdimensionados para o futuro estado da rede.

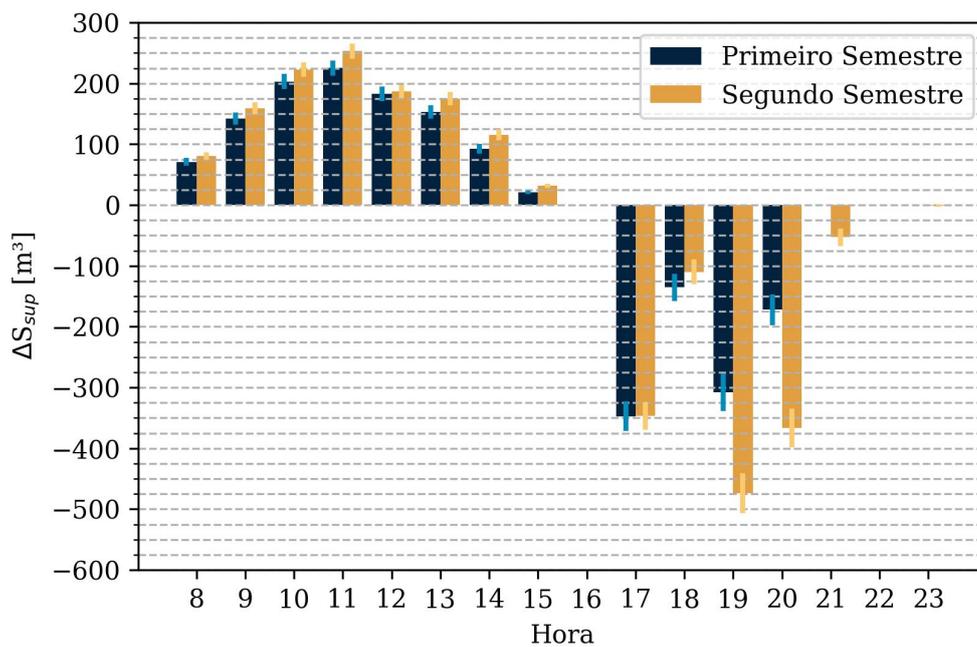
Especificamente, na terceira fase operacional, em destaque na Figura 8.12, observa-se um comportamento sazonal semestral: há um gradual aumento do volume do reservatório superior na primeira metade de cada ano, seguida por um subsequente decréscimo em seu volume a partir de julho.

Figura 8.13 – Modificações no perfil do SIN-SE/CO e preço da energia semanais médios calculados entre 2037 e 2042



Fonte: Autor

Figura 8.14 – Variações médias e desvios padrões de volume do reservatório superior para o primeiro e segundo semestres de cada ano



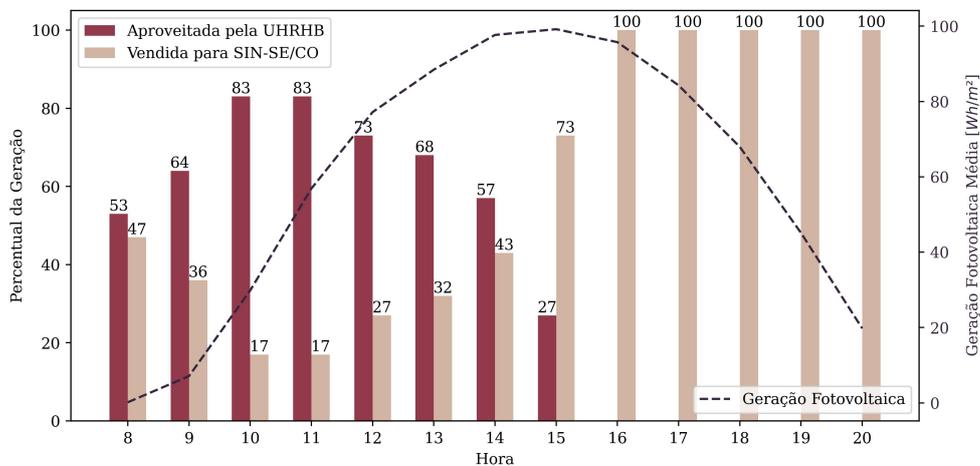
Fonte: Autor

Esse efeito é resultado do gerenciamento ótimo horário do conjunto, mostrado na Figura 8.14. Em média, entre às 07:00 e 15:00 há um lento consumo da energia excedente da rede. Entre às 17:00 e às 22:00, as turbinas da UHRHB geram energia elétrica e a direcionam para o SIN-SE/CO. As diferenças sazonais ocorrem na diferença entre o acionamento das bombas e a operação das turbinas nesses horários, que nunca ultrapassam 400 m³/h e 500 m³/h, respectivamente.

Nota-se também que, pelo horário do consumo estar compreendido no período matutino e vespertino, um aumento da capacidade de geração solar na rede auxiliaria não só nos ganhos operacionais do conjunto, mas também na sua capacidade de aproveitar maiores excessos energéticos.

Quanto à UFF, o direcionamento energético de sua geração é parcialmente direcionado para a rede entre às 09:00 e às 17:00 e, entre às 09:00 e 15:00, para o consumo na UHRHB. Seu comportamento é baseado no preço da energia: o direcionamento para a rede aumenta proporcionalmente ao valor da energia, como pode ser conferido na Figura 8.15.

Figura 8.15 – Geração e direcionamento da energia proveniente da UFF



Fonte: Autor

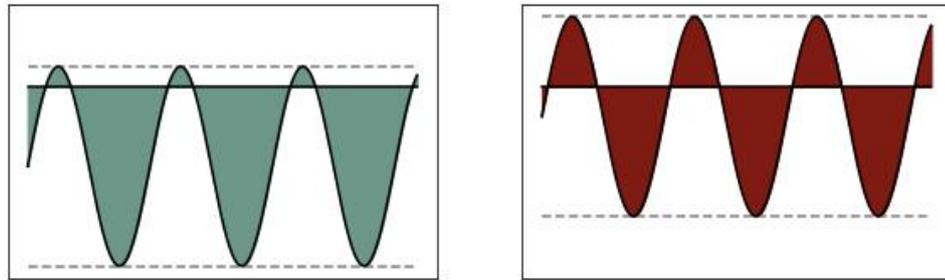
8.2.2 Indicadores

8.2.2.1 Desempenho do serviço prestado ao déficit e ao excesso

Aumentos na ordem de magnitude de A_{UFF} resultaram em pequenas mudanças no DSPD, que para todas as taxas de juros aumentaram de 3,23% para 3,97% durante todo o período, respectivamente para $A_{UFF} = 0$ e $A_{UFF} = 1$ km². Durante o terceiro momento, observou-se o aumento de 11,22% para 11,91%. Dessa forma, aumentar a capacidade de geração fotovoltaica da UFF não leva a um maior atendimento à carga em déficit, sendo necessário ou um complemento de imprevisibilidade na geração pela própria rede ou um

aumento da geração controlada, com o intuito de deslocar os valores máximos e mínimos da energia líquida no SIN-SE/CO, como mostra a Figura 8.16.

Figura 8.16 – Efeito de aumento da geração controlada na rede: à esquerda, a atual, com grande perda energética e baixo excesso; à direita, parte do déficit é convertido em excesso



Fonte: Autor

8.2.2.2 Receita e porcentagem de uso fotovoltaico

Como já esperado, quanto menor a taxa de desconto aplicado, maior a receita. O máximo calculado para todo o período ocorre com $r=6,25\%$ e $A_{UFF} = 1 \text{ km}^2$, sendo seu valor de R\$ 3,08 bilhões. O mínimo, com $r=12,25\%$ e $A_{UFF} = 0$, retornando uma receita de R\$ 2,06 bilhões.

Nota-se que a redução de $A_{UFF} = 1 \text{ km}^2$ para $A_{UFF} = 0,1 \text{ km}^2$ diminui a receita em cerca de 500 milhões para todas as taxas de desconto, devido à preferência da utilização da energia gerada como complemento da necessária para o bombeamento executado pela UHRHB em momentos de baixo preço da energia.

Além disso, valores de PUF que não ultrapassam 12% para $A_{UFF} = 1 \text{ km}^2$ revelam a baixa participação da energia fotovoltaica na venda direta de energia para o SIN-SE/CO.

8.2.2.3 Emissões evitadas

Os valores de EE não diferiram, sendo o máximo 1,390 milhões de tCO₂ e o mínimo 1,309 milhões de tCO₂. É um indicador pouco sensível à A_{UFF} , mas muito sensível ao FDG_t : apesar da variação nas simulações terem fundamentação na geração fotovoltaica da UFF, a esmagadora parte das toneladas de gás carbônico evitadas é proveniente da operação da UHRHB, que por sua vez é dependente de FDG_t .

8.2.2.4 Indicadores para diferentes taxas de juros

As Tabelas 8.2.1, 8.2.2 e 8.2.3, apresentam os indicadores para diferentes áreas da UFF, correspondendo às taxas de desconto anuais de 6,25%, 9,25% e 12,25%, respectiva-

mente.

Tabela 8.2.1 – Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 6,25\%$

Variável	Unidade	A_{UFF} [km ²]			
		0	0,01	0,1	1
De 2022 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.214	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	22.429	22.429	22.429	22.429
$E_{v,UFF}$	GWh	0	52	516	5.162
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	2.458	2.464	2.520	3.083
$DSPD$	%	11,22	3,23	3,3	3,97
$DSPE$	%	100	85	85	85
De 2037 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.229	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	15.230	22.429	22.429	15.229
$E_{v,UFF}$	GWh	0	9	92	928
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	637	638	648	743
$DSPD$	%	11,22	11,22	11,29	11,91
$DSPE$	%	100	99,96	99,36	93,67
$\max S_{sup,t}$	m ³	98.057	98.057	98.057	98.057
EV	m ³	980	981	986	1.046
PUF	%	0	0,1	1	8,75
EE	10 ⁶ tCO ₂	1,309	1,313	1,317	1.390

Fonte: Autor

Tabela 8.2.2 – Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 9,25\%$

Variável	Unidade	A_{UFF} [km ²]			
		0	0,01	0,1	1
De 2022 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.214	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	22.429	22.429	22.429	22.429
$E_{v,UFF}$	GWh	0	52	516	5.162
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	2.205	2.210	2.256	2.715
$DSPD$	%	3,23	3,24	3,97	3,97
$DSPE$	%	85	85	85	85
De 2037 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.214	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	15.229	15.229	15.229	15.229
$E_{v,UFF}$	GWh	0	9	92	928
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	384	385	391	450
$DSPD$	%	11,22	11,23	11,29	11,91
$DSPE$	%	100	99,94	99,36	93,67
$\max S_{sup,t}$	m ³	98.057	98.057	98.057	98.057
EV	m ³	980	980	987	1.046
PUF	%	0	0,106	1,05	9,11
EE	10 ⁶ tCO ₂	1,309	1,313	1,317	1,390

Fonte: Autor

Tabela 8.2.3 – Indicadores para diferentes A_{UFF} e $r = 12,25\%$

Variável	Unidade	A_{UFF} [km ²]			
		0	0,01	0,1	1
De 2022 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.214	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	22.429	22.429	22.429	22.429
$E_{v,UFF}$	GWh	0	52	515	5.162
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	2.056	2.060	2.098	2.484
$DSPD$	%	3,23	3,24	3,33	3,97
$DSPE$	%	85	85	85	85
De 2037 a 2042					
$E_{c,UHRHB}$	GWh	15.224	15.214	15.126	14.260
$E_{v,UHRHB}$	GWh	15.229	15.229	15.229	15.229
$E_{v,UFF}$	GWh	0	9	92	928
$E_{r,UFF}$	GWh	0	5	49	481
R	10 ⁶ R\$	235	235	239	277
$DSPD$	%	11,22	11,23	11,29	11,91
$DSPE$	%	100	99,94	99,36	93,67
$\max S_{sup,t}$	m ³	98.057	98.057	98.057	98.057
EV	m ³	981	981	987	1.046
PUF	%	0	0,11	1,01	9,11
EE	10 ⁶ tCO ₂	1,309	1,31	1,317	1,39

Fonte: Autor

9 Conclusão

Os resultados obtidos revelaram que a união entre a UFF e a UHRHB beneficiarão a EMAE a partir de 2037, ano em que a geração prevista no SIN-SE/CO começa a superar a demanda prevista.

A condução do modelo de otimização do gerenciamento dos momentos de bombeamento e turbinamento da UHRHB e do direcionamento da energia gerada pela UFF mostraram que o aproveitamento de energia excedente pela UHRHB ocorrerá entre às 07:00 e às 15:00. A geração, entre às 17:00 e às 22:00. Além disso, parte do consumo será abatido pela geração da UFF entre às 09:00 e às 15:00.

Nesses processos, o volume útil dos reservatórios, 1 hm³, nunca foi atingido, sendo sempre inferior a 10% dessa capacidade. A vazão bombeada, por sua vez, nunca excedeu os 400 m³/h, valor inferior ao máximo turbinado, que ultrapassou os 500 m³/h.

As receitas obtidas durante os 20 anos operacionais totalizaram entre R\$ 2,06 bilhões e R\$ 3,83 bilhões. Por conta das taxas de desconto, a operação a partir de 2037, foi responsável por 11% a 25% da receita para valores de 12,25% e 6,25%, respectivamente.

O dimensionamento correto do reservatório aparece como um fator chave para maximizar a eficiência do complexo, de forma que sua capacidade se adeque ao fator demanda geração e ao preço da energia. Verificou-se que, ao destinar apenas 10% do volume útil do reservatório para uma operação reversível, beneficia-se tanto a EMAE, quanto o SIN-SE/CO.

No SIN-SE/CO, a total absorção do excesso energético pelo conjunto UHRHB e UFF evidencia o potencial positivo da operação. Sua existência poderá atuar como um incentivo à expansão da capacidade de transmissão e da geração do parque intermitente no subsistema.

Uma possível consequência é reduzir as emissões de CO₂ na atmosfera diretamente, a partir de uma melhor utilização do volume do reservatório superior, e indiretamente, pela ampliação incentivada da oferta de fontes renováveis incontrolláveis.

Dessa forma, apesar deste estudo analisar apenas as receitas e emissões evitadas pela operação do conjunto, conclui-se que a conversão da UHRHB é energeticamente viável, tendo como principal condicionante a capacidade de geração renovável incontrollável do

SIN-SE/CO, a qual deve ser capaz de permitir excessos e déficits de energia na rede.

Além disso, para conduzir análises econômicas que contemplem a totalidade dos custos iniciais e operacionais da UHRHB, será indispensável realizar estudos que garantam a estabilidade estrutural das alterações propostas para a construção da UHRHB, estudos que analisem os impactos ambientais decorrentes dessas modificações e estudos que avaliem as condições técnicas para possibilitar a venda da energia do complexo UHRHB+UFF para o SIN-SE/CO.

Assim, será possível concluir e determinar com acuracidade o impacto da conversão, tanto para a EMAE quanto para o sistema e seus usuários.

Referências

- ABDELSHAFY, A. M. et al. Optimized energy management strategy for grid connected double storage (pumped storage-battery) system powered by renewable energy resources. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 192, p. 116615, 2020. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116615>>. Citado 3 vezes nas páginas 32, 37 e 38.
- ABREU, T. M.; SOUZA, A. C. Z. D.; RIBEIRO, P. F. Economic analysis of an energy storage system in the context of hourly electricity spot price in brazil. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, v. 2020-August, 2020. ISSN 19449933. Citado 3 vezes nas páginas 32, 38 e 39.
- ALVAREZ, G. E. Operation of pumped storage hydropower plants through optimization for power systems. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 202, p. 117797, 2020. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117797>>. Citado na página 40.
- ANA. *Conjuntura dos Recursos Hídricos no Brasil 2018*. 2018. 88 p. Citado na página 31.
- BIEBER, N. et al. Sustainable planning of the energy-water-food nexus using decision making tools. *Energy Policy*, Elsevier Ltd, v. 113, p. 584–607, 2018. ISSN 03014215. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.11.037>>. Citado na página 31.
- BOJEK, P.; BAHAR, H. *Renewable Power*. 2021. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/renewable-power>>. Citado na página 39.
- BYNUM, M. L. et al. *Pyomo — Optimization Modeling in Python*. 3. ed. [S.l.]: Springer, 2021. 231 p. ISBN 9783030689285. Citado na página 53.
- CCEE. *Metodologia de Preços*. 2021. Disponível em: <<https://www.ccee.org.br/web/guest/precos/conceitos-precos>>. Citado na página 32.
- CCEE. *Preço Horário*. 2021. Disponível em: <<https://www.ccee.org.br/web/guest/precos/painel-precos>>. Citado na página 65.
- CHABOK, H. et al. On the assessment of the impact of a price-maker energy storage unit on the operation of power system: The iso point of view. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 190, p. 116224, 2020. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116224>>. Citado na página 55.
- CHAZARRA, M. et al. Economic viability of pumped-storage power plants participating in the secondary regulation service. *Applied Energy*, Elsevier, v. 216, p. 224–233, 2018. ISSN 03062619. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.025>>. Citado na página 37.

CIARRETA, A.; PIZARRO-IRIZAR, C.; ZARRAGA, A. Renewable energy regulation and structural breaks: An empirical analysis of spanish electricity price volatility. *Energy Economics*, Elsevier B.V., v. 88, p. 104749, 2020. ISSN 01409883. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.104749>>. Citado na página 38.

CMSA. *Plano Municipal Integrado De Saneamento Básico*. 2019. 80 p. Disponível em: <https://smastr20.blob.core.windows.net/conesan/Cubatao_AE_2019.pdf>. Citado na página 33.

COLIN, E. C. *Pesquisa Operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas*. 2. ed. [S.l.]: Atlas Ltda., 2018. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.

DING, H.; HU, Z.; SONG, Y. Stochastic optimization of the daily operation of wind farm and. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 48, p. 571–578, 2012. ISSN 0960-1481. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2012.06.008>>. Citado na página 41.

EMAE. *Usina Hidrelétrica Henry Borden*. 2021. Disponível em: <<http://emae.com.br>>. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 57.

EMAE. *Sistema Hidráulico*. 2022. Disponível em: <<http://emae.com.br/sistema-hidraulico/>>. Citado na página 33.

EPE. *Avaliação do Suprimento de Potência no Sistema Elétrico e impactos da Covid-19*. 2020. 25 p. Nenhuma citação no texto.

FARFAN, J.; BREYER, C. Combining floating solar photovoltaic power plants and hydropower reservoirs : Virtual battery of power great global potential combining floating solar photovoltaic plants and the 15th international symposium on district heating and cooling hydropower res. *Energy Procedia*, Elsevier B.V., v. 155, p. 403–411, 2018. ISSN 1876-6102. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.11.038>>. Citado na página 41.

FITZGERALD, N. et al. A gis-based model to calculate the potential for transforming conventional hydropower schemes and non-hydro reservoirs to pumped hydropower schemes. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 41, p. 483–490, 2012. ISSN 0360-5442. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2012.02.044>>. Citado na página 37.

GESP. *Emae credencia empresas para implantação ded usinas fotovoltaicas na represa billings*. 2021. Disponível em: <<https://www.casacivil.sp.gov.br/emae-credencia-empresas-para-implantacao-de-usinas-fotovoltaicas-na-represa-billings/>>. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 56.

GHASEMI, A. Coordination of pumped-storage unit and irrigation system with intermittent wind generation for intelligent energy management of an agricultural microgrid. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 142, p. 1–13, 2018. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.09.146>>. Citado na página 41.

GHASEMI, A.; ENAYATZARE, M. Optimal energy management of a renewable-based isolated microgrid with pumped-storage unit and demand response. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 123, p. 460–474, 2018. ISSN 18790682. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.02.072>>. Citado na página 41.

GONTIJO, T. S.; COSTA, M. A.; SANTIS, R. B. de. Electricity price forecasting on electricity spot market: A case study based on the brazilian difference settlement price. *E3S Web of Conferences*, v. 239, 2021. ISSN 22671242. Citado na página 39.

GOOGLE. *Usina Hidrelétrica Henry Borden - Avenida Bernardo Geisel Filho - Jardim das Industrias, Cubatão - SP*. 2023. Disponível em: <<https://www.google.com/maps>>. Citado na página 56.

GUEZGOUZ, M. et al. Optimal hybrid pumped hydro-battery storage scheme for off-grid renewable energy systems. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 199, p. 112046, 2019. ISSN 01968904. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.112046>>. Citado na página 40.

HE, Y. et al. Competitive model of pumped storage power plants participating in electricity spot market dd in case of china. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 173, p. 164–176, 2021. ISSN 0960-1481. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.03.087>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.

HUBICKA, K.; MARCJASZ, G.; WERON, R. A note on averaging day-ahead electricity price forecasts across calibration windows. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 10, p. 321–323, 1 2019. ISSN 19493029. Citado na página 39.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: Principles and Practice*. [S.l.]: OTEXTS, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 44, 45 e 46.

INPE. *ESTAÇÃO DE CACHOEIRA PAULISTA*. 2022. Disponível em: <<http://sonda.ccst.inpe.br/basedados/cachoeira.html>>. Citado na página 65.

INPE. *Médias do Total Diário da Irradiação Global Horizontal para o Estado de SÃO PAULO*. 2022. Disponível em: <http://labren.ccst.inpe.br/atlas2_tables/SP_glo.html>. Citado na página 65.

KOOHI-FAYEGH, S.; ROSEN, M. A. A review of energy storage types, applications and recent developments. *Journal of Energy Storage*, Elsevier, v. 27, p. 101047, 2020. ISSN 2352152X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.est.2019.101047>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 55.

KOUGIAS, I. et al. Exploiting existing dams for solar pv system installations. p. 229–239, 2016. Citado na página 42.

KRUGER, K. et al. Successful energy transition in germany by pumped storage expansion. *VGB PowerTech*, p. 37–44, 2014. Citado na página 40.

KUSAKANA, K. Optimal electricity cost minimization of a grid-interactive pumped hydro storage using ground water in a dynamic electricity pricing environment. *Energy Reports*, Elsevier Ltd, v. 5, p. 159–169, 2019. ISSN 23524847. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.01.004>>. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 41.

LAI, C. S.; LOCATELLI, G. Economic and financial appraisal of novel large-scale energy storage technologies. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 214, p. 118954, 2021. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118954>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 55.

LIU, J. et al. Optimal scheduling for profit maximization of energy storage merchants considering market impact based on dynamic programming. *Computers and Industrial Engineering*, Elsevier Ltd, v. 155, p. 107212, 2021. ISSN 03608352. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107212>>. Citado na página 42.

MA, T. et al. Pumped storage-based standalone photovoltaic power generation system: Modeling and techno-economic optimization. *Applied Energy*, Elsevier Ltd, v. 137, p. 649–659, 2015. ISSN 03062619. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.06.005>>. Citado na página 41.

MACIEJOWSKA, K.; NITKA, W.; WERON, T. Day-ahead vs. intraday—forecasting the price spread to maximize economic benefits. *Energies*, MDPI AG, v. 12, 2 2019. ISSN 19961073. Citado na página 39.

MACIEJOWSKA, K.; NITKA, W.; WERON, T. Enhancing load, wind and solar generation for day-ahead forecasting of electricity prices. *Energy Economics*, North-Holland, v. 99, p. 105273, 7 2021. ISSN 01409883. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S014098832100178X>>. Citado na página 38.

MANKIWI, N. G. *Macroeconomia*. [S.l.]: Cengage learning, 2020. Citado na página 38.

MCKINNEY, W. *Python para análise de dados: Tratamento de dados com Pandas, NumPy e IPython*. [S.l.: s.n.], 2018. Citado 3 vezes nas páginas 47, 51 e 52.

MING, B. et al. Optimal daily generation scheduling of large hydro – photovoltaic hybrid power plants. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 171, p. 528–540, 2018. ISSN 0196-8904. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.06.001>>. Citado na página 42.

MME; EPE. *Plano Nacional de Energia - PNE 2050*. 2020. 1689-1699 p. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-227/topico-563/RelatorioFinaldoPNE2050.pdf>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 39.

MME; EPE. *Plano Decenal de Expansão de Energia 2030*. [s.n.], 2021. v. 1. 447 p. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia-2030>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. *Análise de Séries Temporais: Modelos Lineares Univariados*. [S.l.]: Editora Blucher, 2018. Citado na página 43.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. de C. *Análise de Séries Temporais*. [S.l.: s.n.], 2022. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 44.

MUNHOZ, F. C. Two-settlement system for the brazilian electricity market. *Energy Policy*, Elsevier Ltd, v. 152, p. 112234, 2021. ISSN 03014215. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112234>>. Citado na página 32.

NOGUEIRA, M. R. V.; FLORES, A. T.; BALESTIERI, J. A. P. Pumped hydro storage plants : a review. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, Springer Berlin Heidelberg, v. 42, p. 1–14, 2020. ISSN 1806-3691. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s40430-020-02505-0>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 42.

OLABI, A. G. et al. Critical review of energy storage systems. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 214, p. 118987, 2021. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118987>>. Citado na página 32.

ONS. *Resultados da operação: histórico da operação*. 2020. Disponível em: <https://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/curva_carga_horaria.aspx>. Citado na página 65.

PARASCHIV, F.; ERNI, D.; PIETSCH, R. The impact of renewable energies on eex day-ahead electricity prices. *Energy Policy*, Elsevier, v. 73, p. 196–210, 10 2014. ISSN 0301-4215. Citado na página 38.

PATWAL, R. S.; NARANG, N. Optimal generation scheduling of pumped storage hydro-thermal system with wind energy sources. *Applied Soft Computing Journal*, Elsevier B.V., v. 93, p. 17, 2020. ISSN 1568-4946. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106345>>. Citado na página 38.

PETRICHENKO, R. et al. Profitability study of floating pv and storage pumped hydropower plant. p. 21–26, 2020. Citado na página 42.

PROJECT, G. *GLPK (GNU Linear Programming Kit)*. 2012. Disponível em: <<https://www.gnu.org/software/glpk/>>. Nenhuma citação no texto.

REHMAN, S.; AL-HADHRAMI, L. M.; ALAM, M. Pumped hydro energy storage system : A technological review. v. 44, p. 586–598, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 40.

RICETTA, M. R. A. M. A.; JR., A. A. O.; FORTES, J. D. N. *Usinas hidrelétricas reversíveis e o nexa água e energia*. [S.l.]: ABRH, 2015. 1-8 p. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.

RIESZ, J.; ELLISTON, B. Research and deployment priorities for renewable technologies: Quantifying the importance of various renewable technologies for low cost, high renewable electricity systems in an australian case study. *Energy Policy*, Elsevier, v. 98, p. 298–308, 2016. ISSN 03014215. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2016.08.034>>. Citado 3 vezes nas páginas 38, 39 e 40.

ROSSUM, G. van. *Python 3 Reference Manual*. [S.l.]: CreateSpace, 2009. ISBN 1441412697. Nenhuma citação no texto.

SERAFIN, T.; UNIEJEWSKI, B.; WERON, R. Averaging predictive distributions across calibration windows for day-ahead electricity price forecasting. *Energies*, MDPI AG, v. 12, 2019. ISSN 19961073. Citado na página 39.

SMA-SSE. *RESOLUÇÃO CONJUNTA SMA/ SSE-002 DE 19 DE FEVEREIRO DE 2010*. 2010. 2 p. Disponível em: <https://smastr16.blob.core.windows.net/resolucao/2010/2010_res_est_sma_sse_conjunta_02.pdf>. Citado na página 33.

SOLOMIN, E. et al. Hybrid floating solar plant designs : A review. p. 1–25, 2021. Citado na página 42.

SU, H. Y. et al. Developing an optimal scheduling of taiwan power system with highly penetrated renewable energy resources and pumped hydro storages. *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 9994, 2021. ISSN 19399367. Citado na página 40.

- UN. *PARIS AGREEMENT*. 2015. Disponível em: <https://unfccc.int/sites/default/files/english_paris_agreement.pdf>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32.
- UNIEJEWSKI, B.; NOWOTARSKI, J.; WERON, R. Automated variable selection and shrinkage for day-ahead electricity price forecasting. *Energies*, MDPI AG, v. 9, 2016. ISSN 19961073. Citado na página 39.
- VASUDEVAN, K. R. et al. Variable speed pumped hydro storage : A review of converters , controls and energy management strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier Ltd, v. 135, p. 110156, 2021. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110156>>. Citado na página 37.
- VOITH. *Reversible pump turbines, Ternary sets and motor- generators Pumped storage machines*. [S.l.]: VOITH, 2020. 16 p. Citado na página 36.
- WANG, F. et al. Optimal design and operation of hybrid renewable energy system for drinking water treatment. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 219, p. 119673, 2021. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119673>>. Citado na página 41.
- XU, X. et al. Optimized sizing of a standalone pv-wind-hydropower station with pumped-storage installation hybrid energy system. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 147, p. 1418–1431, 2020. ISSN 0960-1481. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.09.099>>. Citado na página 42.
- ZHANG, H. et al. Dynamic analysis of a pumped-storage hydropower plant with random power load. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 100, p. 524–533, 2018. ISSN 10961216. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.07.052>>. Citado na página 39.
- ZHAO, Z. et al. A coordinated optimization framework for flexible operation of pumped storage hydropower system: Nonlinear modeling, strategy optimization and decision making. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 194, p. 75–93, 2019. ISSN 01968904. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.04.068>>. Citado na página 36.
- ZIEL, F. Modeling the impact of wind and solar power forecasting errors on intraday electricity prices. *International Conference on the European Energy Market, EEM*, IEEE Computer Society, 7 2017. ISSN 21654093. Citado na página 39.

A Código de otimização

```

# Matemática, planilhas e datas import numpy as np
import pandas as pd
import datetime as datetime
import time
from math import sqrt
import math

# import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# Otimização import pyomo.environ as pyo
from pyomo.environ import *
from pyomo.opt import SolverFactory

# Importação de dados de demanda e geração
df = pd.read_csv("Demanda_geracao_otimizacao")
df = df.set_index(df.columns[0])
df.index = pd.to_datetime(df.index)
df["id"] = np.arange(0,len(df))
df["id2"] = df["id"]+1

# Definição do modelo
model = ConcreteModel()

# Definindo conjuntos
model.I = pyo.Set(initialize = df.id)
model.J = pyo.Set(initialize = df.id2)
model.T = pyo.Set(initialize = df.index)

# Definindo parâmetros
model.H = pyo.Param(initialize = 720) # m

```

```

model.gam = pyo.Param(initialize = 10000) # kg/m3
model.ncell = pyo.Param(initialize = 0.20) # -
model.npu = pyo.Param(initialize = 0.85) # -
model.ntu = pyo.Param(initialize = 1) # -
model.Qmax_tu = pyo.Param(initialize = 288000) # m3/h UE
model.Qmax_pu = pyo.Param(initialize = 259200) # m3/h UI
model.A = pyo.Param(initialize = 0) # m2
model.G = pyo.Param(initialize = 10**(-9)) # Wh -> GWh
model.Smax = pyo.Param(initialize = 1.0*10**(6), mutable = True) # m3
model.epsilon1 = pyo.Param(initialize = 0, mutable = True)
model.epsilon2 = pyo.Param(initialize = 0, mutable = True)
H = model.H
gam = model.gam
ncell = model.ncell
npu = model.npu
ntu = model.ntu
Qmax_tu = model.Qmax_tu
Qmax_pu = model.Qmax_pu
A = model.A
G = model.G
Smax = model.Smax
conv_moeda = 5.24
p = [0.227, 0.231, 0.203, 0.178, 0.161]

# Definindo variáveis
k = len(model.T)
model.Q_tu = pyo.Var(range(k), bounds = (0, Qmax_tu)) # Vazão da
geração
model.Q_pu = pyo.Var(range(k), bounds = (0, Qmax_pu)) # Vazão de consumo
model.ErUFF = pyo.Var(range(k), bounds = (0, None)) # Energia vendida da UFF
model.EaUFF = pyo.Var(range(k), bounds = (0, None)) # Energia armazenada da UFF
model.EpUFF = pyo.Var(range(k), bounds = (0, None)) # Energia "perdida" da UFF
model.EbNET = pyo.Var(range(k), bounds = (0, None)) # Energia comprada do SIN
model.SR1 = pyo.Var(range(k), initialize = Smax, bounds = (0, Smax))
model.OF1 = pyo.Var(bounds = (None, None))
model.OF2 = pyo.Var(bounds = (0, 1))
model.OF3 = pyo.Var(bounds = (0, 3))

# Definindo expressões
# 1. Energia turbinada pela UHHBR

```

```

def exp1_rule(model, i):
return G*ntu*gam*H*model.Q_tu[i]
model.Etu = pyo.Expression(model.I, rule = exp1_rule)
# 2. Energia bombeada pela UHHBR
def exp2_rule(model, i):
return G*npu*gam*H*model.Q_pu[i]
model.Epu = pyo.Expression(model.I, rule = exp2_rule)
# 3. Energia gerada pela UFF
def exp3_rule(model, i):
return ncell*A*df["RfC2"][i]
model.EgUFF = pyo.Expression(model.I, rule = exp3_rule)
# 4. Energia vendida pelo SH
def exp4_rule(model, i):
return model.Etu[i] + model.ErUFF[i]
model.EsSH = pyo.Expression(model.I, rule = exp4_rule)
# 5. Energia comprada pelo SH
def exp5_rule(model, i):
return model.EbNET[i] - model.EaUFF[i]
model.EbSH = pyo.Expression(model.I, rule = exp5_rule)
# 6. Carga líquida na rede
def exp6_rule(model, i):
return df["Gc"][i]+df["Gf"][i]+p[0]*df["Ge1"][i]+p[1]*df["Ge2"][i]+p[2]*df["Ge3"][i]+p[3]*df["Ge4"][i]+p[4]*df["Dt"][i]
model.ENET = pyo.Expression(model.I, rule = exp6_rule)
# 7. Carga líquida positiva na rede
def exp7_rule(model, i):
aux = np.zeros(len(df))
aux[i] = df["Gc"][i]+df["Gf"][i]+p[0]*df["Ge1"][i]+p[1]*df["Ge2"][i]+p[2]*df["Ge3"][i]+p[3]*df["Ge4"][i]+p[4]*df["Dt"][i]
if aux[i] > 0:
return aux[i]
else: return 0
model.ENETp = pyo.Expression(model.I, rule = exp7_rule)
# 8. Carga líquida negativa na rede
def exp8_rule(model, i):
aux = np.zeros(len(df))
aux[i] = df["Gc"][i]+df["Gf"][i]+p[0]*df["Ge1"][i]+p[1]*df["Ge2"][i]+p[2]*df["Ge3"][i]+p[3]*df["Ge4"][i]+p[4]*df["Dt"][i]
if aux[i] < 0:

```

```

return -aux[i]
else: return 0
model.ENETn = pyo.Expression(model.I, rule = exp8_rule)
# 9. Razão demanda-geração
def exp9_rule(model, i):
return df["Dt"][i]/(df["Gc"][i]+df["Gf"][i]+p[0]*df["Ge1"][i]+p[1]*df["Ge2"][i]+p[2]*df["Ge3"][i]+p[3]*df["Ge4"][i])
model.fDG = pyo.Expression(model.I, rule = exp9_rule)
# 10. Fator de desconto anualizado
def exp10_rule(model, i):
return df["AF1"][i]
model.AFC = pyo.Expression(model.I, rule = exp10_rule)
# 11. PLD horário previsto
def exp11_rule(model, i):
return model.fDG[i]*df["ph"][i]*conv_moeda
model.PLD = pyo.Expression(model.I, rule = exp11_rule)
# 12. Volume armazenado no Reservatório superior
def exp12_rule(model, i):
return model.Q_pu[i] - model.Q_tu[i]
model.dSR1 = pyo.Expression(model.I, rule = exp12_rule)
# 13. Receita bruta
def exp13_rule(model, i):
return model.AFC[i]*(model.PLD[i]-50)*(model.EsSH[i]-model.EbSH[i])
model.FC = pyo.Expression(model.I, rule = exp13_rule)
# 14. Receita bruta UFF
def exp14_rule(model, i):
return model.AFC[i]*model.PLD[i]*(model.ErUFF[i])
model.FCUFF = pyo.Expression(model.I, rule = exp14_rule)
# 15. Receita bruta HB
def exp15_rule(model, i):
return model.AFC[i]*(model.PLD[i]-50)*(model.Etu[i])
model.FCHB = pyo.Expression(model.I, rule = exp15_rule)
# 16. Despesa evitada UFF-HB
def exp16_rule(model, i):
return model.AFC[i]*(50)*(model.EaUFF[i])
model.FCD = pyo.Expression(model.I, rule = exp16_rule)

# Definindo restrições
# 1. Balanço energético UFF
def con1_rule(model, i):
return model.ErUFF[i] + model.EaUFF[i] == model.EgUFF[i]

```

```

model.con1 = pyo.Constraint(model.I, rule = con1_rule)
# 2. Continuidade na HB
def con2_rule(model, i):
if i < k-1:
return model.SR1[i] + model.dSR1[i] == model.SR1[i+1]
else: return model.SR1[i] == model.SR1[i-1]
model.con2 = pyo.Constraint(model.I, rule = con2_rule)
# 3. Limite de energia bombeada causado pela disponibilidade energética
def con3_rule(model, i):
return model.Epu[i] == (npu)*(model.EaUFF[i] + model.EbNET[i])
model.con3 = pyo.Constraint(model.I, rule = con3_rule)
# 4. Limite de energia gerada causado pelo déficit
def con4_rule(model, i):
return model.Etu[i] <= model.ENETn[i]
model.con4 = pyo.Constraint(model.I, rule = con4_rule)
# 5. Limite de energia comprada causado pelo excesso
def con5_rule(model, i):
return model.Epu[i] <= model.ENETp[i]
model.con5 = pyo.Constraint(model.I, rule = con5_rule)
def con6_rule(model, i):
return model.EbNET[i] <= model.ENETp[i]-model.EaUFF[i]
model.con6 = pyo.Constraint(model.I, rule = con6_rule)
# 5. Limite de energia comprada causado pelo excesso
def con7_rule(model, i):
return model.EsSH[i] <= model.ENETn[i]
model.con7 = pyo.Constraint(model.I, rule = con5_rule)
# 6. Receita anualizada
model.eq1 = pyo.Constraint(expr = model.OF1 == sum(model.FC[i] for i in model.I))
# 7. Função Objetivo 2
model.eq2 = pyo.Constraint(expr = sum(model.EsSH[i] for i in model.I)/sum(model.ENETn[i]
for i in model.I) == model.OF2)
model.eq3 = pyo.Constraint(expr = model.OF2 >= model.epsilon1)
# 8. Função Objetivo 3
model.eq4 = pyo.Constraint(expr = sum(model.Epu[i] for i in model.I)/sum(model.ENETp[i]
for i in model.I) == model.OF3)
model.eq5 = pyo.Constraint(expr = model.OF2 >= model.epsilon2)

# Definindo objetivos
model.obj1 = pyo.Objective(expr = model.OF1, sense = maximize)

```

```
model.obj2 = pyo.Objective(expr = model.OF2, sense = maximize)
model.obj3 = pyo.Objective(expr = model.OF3, sense = maximize)

# Definindo a solução por programação linear
opt = SolverFactory("glpk")

# Resolvendo model.obj1.activate()
model.obj2.deactivate()
model.obj3.deactivate()
results = opt.solve(model)

# Results
res_stat = results.solver.status
res_cond = results.solver.termination_condition
if (res_stat == SolverStatus.ok) & (res_cond == TerminationCondition.optimal):
print("Solução ótima encontrada. A condição da solução é ", res_stat,"e a de término é ",
res_cond)
print("OF1 [US$]=",pyo.value(model.obj1),)
print("SDL [ - ]=",pyo.value(model.obj2),)
print("USE [ - ]=",pyo.value(model.obj3),)
elif (res_cond == TerminationCondition.infeasible):
print("Solução ótima encontrada. A condição da solução é ", res_stat,"e a de término é ",
res_cond)
else: print("Erros na declaração do problema.")

# Exportando valores
ndata1 = pd.DataFrame((pyo.value(model.ENET[i]) for i in model.I), columns = ["ENET"])
ndata1.set_index(df.index, inplace = True)
ndata2 = pd.DataFrame((pyo.value(model.PLD[i]) for i in model.I), columns = ["PLD"])
ndata2.set_index(df.index, inplace = True)
ndata1 = pd.concat([ndata1,ndata2], axis = 1)
ndata3 = pd.DataFrame((pyo.value(model.EsSH[i]) for i in model.I), columns = ["ESSH"])
ndata3.set_index(df.index, inplace = True)
ndata1 = pd.concat([ndata1,ndata3], axis = 1)
ndata4 = pd.DataFrame((pyo.value(model.EbSH[i]) for i in model.I), columns = ["EbSH"])
ndata4.set_index(df.index, inplace = True)
ndata1 = pd.concat([ndata1,ndata4], axis = 1)
ndata1.to_csv("Dados Graf")
```

```

# Receita após 2037
R2037 = pd.DataFrame(py.value(model.FC[i]) for i in model.I)
R2037.set_index(df.index, inplace = True)
R2037[R2037.index.year >= 2037].sum()

# Identificação de energia líquida
nega = pd.DataFrame(py.value(model.ENETn[i]) for i in model.I)
nega.set_index(df.index, inplace = True)
pos = pd.DataFrame(py.value(model.ENETp[i]) for i in model.I)
pos.set_index(df.index, inplace = True)

# DSPD a partir de 2037
a1SDL2037 = pd.DataFrame(py.value(model.EsSH[i]) for i in model.I)
a1SDL2037.set_index(df.index, inplace = True)
a2SDL2037 = pd.DataFrame(py.value(model.ENETn[i]) for i in model.I)
a2SDL2037.set_index(df.index, inplace = True)
SDL2037 = a1SDL2037[a1SDL2037.index.year>=2037].sum()/a2SDL2037[a2SDL2037.index.year>=2037].sum()

# DSPE a partir de 2037
a1USE2037 = pd.DataFrame(py.value(model.EbSH[i]) for i in model.I)
a1USE2037.set_index(df.index, inplace = True)
a2USE2037 = pd.DataFrame(py.value(model.ENETp[i]) for i in model.I)
a2USE2037.set_index(df.index, inplace = True)
USE2037 = a1USE2037[a1USE2037.index.year>=2037].sum()/a2USE2037[a2SDL2037.index.year>=2037].sum()

# Máximo volume do reservatório superior a partir de 2037
S123 = pd.DataFrame(py.value(model.SR1[i]) for i in model.I)
S123.set_index(df.index, inplace = True)
S123[S123.index.year>=2037].max()

# Efetividade volumétrica a partir de 2037
S123[S123.index.year>=2037].max()/USE2037

# Energia solar vendida pela UFF a partir de 2037
EsUFFdf1 = pd.DataFrame((py.value(model.ErUFF[i]) for i in model.I), index = df.index)
print("EsUFF",EsUFFdf1.sum(),)
print("EsUFF2037",EsUFFdf1[EsUFFdf1.index.year>=2037].sum(),)

# Energia solar armazenada pela UFF a partir de 2037

```

```
EaUFFdf1 = pd.DataFrame((pyo.value(model.EaUFF[i]) for i in model.I), index = df.index)
print("EaUFF",EaUFFdf1.sum(),)
print("EaUFF2037",EaUFFdf1[EaUFFdf1.index.year>=2037].sum(),)
```

```
# Energia venida pela UHRHB a partir de 2037
```

```
EsUHRdf1 = pd.DataFrame((pyo.value(model.Etu[i]) for i in model.I), index = df.index)
EsUHRdf1[EsUHRdf1.index.year >= 2037].sum()
print("EsUHR",EsUHRdf1.sum(),)
print("EsUHR2037",EsUHRdf1[EsUHRdf1.index.year>=2037].sum(),)
```

```
# Energia comprada pela UHRHB a partir de 2037
```

```
EbSHdf1 = pd.DataFrame((pyo.value(model.EbSH[i]) for i in model.I), index = df.index)
print("EbSHd",EbSHdf1.sum(),)
print("EbSHd2037",EbSHdf1[EbSHdf1.index.year>=2037].sum(),)
```