

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA
CATARINA – CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE ELETROTÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
MESTRADO PROFISSIONAL EM SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA**

PEDRO HENRIQUE SCHULZE

**ANÁLISE DE FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS PARA CÁLCULO
DAS CONDIÇÕES OPERATIVAS DO SISTEMA INTERLIGADO
NACIONAL**

FLORIANÓPOLIS, 2026.

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA
CATARINA – CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE ELETROTÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
MESTRADO PROFISSIONAL EM SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA**

PEDRO HENRIQUE SCHULZE

**ANÁLISE DE FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS PARA CÁLCULO
DAS CONDIÇÕES OPERATIVAS DO SISTEMA INTERLIGADO
NACIONAL**

Dissertação de mestrado submetida ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Professor Orientador: Murilo Reolon
Scuzziato, Dr. Eng.

FLORIANÓPOLIS, 2026.

CDD 621.31
S391a

Schulze, Pedro Henrique

Análise de ferramentas computacionais para cálculo das condições operativas do sistema interligado nacional [DIS] / Pedro Henrique Schulze; orientação de Murilo Reolon Scuzziato – Florianópolis, 2026.

1 v.: il.

Dissertação de Mestrado (Sistemas de Energia Elétrica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina.

Inclui referências.

1. Formação de preços. 2. Mercado de energia elétrica. 3. Modelos computacionais. 4. Planejamento da operação. 5. Sistema Interligado Nacional. I. Scuzziato, Murilo Reolon. II. Título.

Sistema de Bibliotecas Integradas do IFSC
Biblioteca Dr. Hercílio Luz – Campus Florianópolis
Catalogado por: Ana Paula F. Rodrigues - CRB 14/1117

ANÁLISE DE FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS PARA CÁLCULO DAS CONDIÇÕES OPERATIVAS DO SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL

PEDRO HENRIQUE SCHULZE

Este trabalho foi julgado adequado para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovado na sua forma final pela banca examinadora do Mestrado Profissional em Sistemas de Energia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina.

Florianópolis, 30 de julho, 2026.

Banca Examinadora:



Documento assinado digitalmente

MURILO REOLON SCUZZIATO

Data: 01/09/2026 19:10:04-0300

CPF: ***.977.669-**

Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

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



Documento assinado digitalmente

DANIEL TENFEN

Data: 31/08/2026 17:58:00-0300

CPF: ***.828.859-**

Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Daniel Tenfen, Dr. Eng.
Instituto Federal de Santa Catarina



Documento assinado digitalmente

GUILHERME MATIUSSI RAMALHO

Data: 02/09/2026 16:39:47-0300

CPF: ***.475.868-**

Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Guilherme Matussi Ramalho, Dr. Eng.
Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE



Documento assinado digitalmente

PEDRO CESAR CORDEIRO VIEIRA

Data: 01/09/2026 16:45:03-0300

CPF: ***.885.869-**

Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Pedro César Cordeiro Vieira, Dr. Eng.
Instituto Federal de Santa Catarina

RESUMO

Esta dissertação avalia o uso de ferramentas computacionais oficiais no planejamento da operação do Sistema Interligado Nacional (SIN), com ênfase na capacidade do modelo DECOMP de calcular e propagar condições operativas, especialmente os níveis de armazenamento dos reservatórios hidrelétricos. O objetivo central é quantificar erros de balanço hídrico, distinguir desvios decorrentes de premissas *ex-ante* daqueles associados à representação do sistema no modelo e investigar como tais erros se acumulam em estudos encadeados. A metodologia baseia-se na execução automatizada de estudos sequenciais e encadeados de NEWAVE e DECOMP, utilizando *decks* oficiais publicados pela CCEE e dados verificados da operação obtidos nos portais de Dados Abertos do ONS. Para isolar o efeito das incertezas de entrada, são construídos estudos em que premissas como hidrologia, carga, geração térmica, geração hídrica, mini e microgeração distribuída e geração não simulada individualmente são progressivamente substituídas por valores observados. Nessas configurações, o DECOMP é avaliado ora como ferramenta de cálculo de balanço hídrico e propagação de reservatórios, ora como otimizador hidrotérmico *ex-post*, conforme o grau de liberdade mantido na simulação. Os resultados indicam que imprecisões no cálculo das condições operativas podem produzir desvios relevantes entre operação planejada e realizada, especialmente quando reutilizadas em estudos encadeados, nos quais erros semanais aparentemente pequenos podem se acumular ao longo do horizonte. Como aplicação complementar, avaliam-se impactos potenciais desses desvios sobre despacho térmico, PLD e um mecanismo exploratório de dupla precificação. A contribuição principal do trabalho está na proposição de uma metodologia automatizada de *backtesting*, na avaliação quantitativa do erro de cálculo de reservatórios e na análise da propagação de desvios em estudos encadeados.

Palavras-chave: Formação de preços. Mercado de energia elétrica. Modelos computacionais. Planejamento da operação. Sistema Interligado Nacional.

ABSTRACT

This dissertation evaluates the use of official computational tools in the operational planning of the Brazilian Interconnected Power System (SIN), with emphasis on the capability of the DECOMP model to compute and propagate operating conditions, particularly hydroelectric reservoir storage levels. The main objective is to quantify water balance errors, distinguish deviations arising from ex-ante assumptions from those associated with the model representation, and investigate how such errors accumulate in interlinked studies. The methodology is based on the automated execution of sequential and interlinked NEWAVE and DECOMP studies, using official datasets published by CCEE and verified operational data obtained from ONS open data portals. To isolate the effect of input uncertainties, simulations are constructed in which relevant assumptions, such as hydrology, load, thermal generation, hydro generation, distributed micro- and mini-generation, and non-individually simulated generation, are progressively replaced with observed values. Under these configurations, DECOMP is evaluated either as a tool for water balance calculation and reservoir state propagation or as an ex-post hydrothermal optimizer, depending on the degrees of freedom preserved in each simulation. The results indicate that inaccuracies in the calculation of operating conditions may produce relevant deviations between planned and actual operation, especially when reused in interlinked studies, where apparently small weekly errors may accumulate over the simulation horizon. As a complementary application, the potential effects of these deviations on thermal dispatch, PLD formation, and an exploratory double-pricing mechanism are assessed. The main contribution of this work lies in the proposal of an automated backtesting methodology, the quantitative evaluation of reservoir calculation errors, and the analysis of error propagation in interlinked studies.

Keywords: Energy spot price. Energy market. Optimization model. Operational planning. Brazilian Interconnected Power System (SIN).

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução da capacidade instalada de eletricidade no Brasil por fonte.....	22
Figura 2 - Funções de custo modeladas em um problema de programação dinâmica dual.	24
Figura 3 - Aplicação de aversão ao risco dos modelos nas projeções de reservatório.....	31
Figura 4 - Esquema representativo da contabilização dupla de eletricidade.....	32
Figura 5 - Esquema representativo da contabilização múltipla de eletricidade	33
Figura 6 - Esquema de semanas operativas e revisões dos decks de DECOMP.	37
Figura 7 - Comparação entre o reservatório calculado por simulação encadeada e sequencial.	40
Figura 8 - Avaliação do cálculo de reservatório de um estudo encadeado.	43
Figura 9 - Acompanhamento das premissas de projeção de carga e MMGD.	63
Figura 10 - Acompanhamento das premissas de projeção de UNSI.	64
Figura 11 - Capacidade instalada de térmicas ordenada por CVU.	64
Figura 12 - Acompanhamento das atualizações de CVU conjuntural e estrutural.....	65
Figura 13 - Balanço energético semanal calculado pelo DECOMP.	66
Figura 14 - Comparativo entre CMO semanal (DECOMP) e horário (DESSEM) da CCEE.....	66
Figura 15 - Comparação entre premissas e valores verificados da operação energética.....	67
Figura 16 - Desvio entre premissas e valores verificados de geração eólica.	69
Figura 17 - Desvio entre premissas e valores verificados de geração solar.....	69
Figura 18 - Desvio entre premissas e valores verificados de carga com MMGD.	70
Figura 19 - Desvio entre premissas e valores verificados de ENA.	70
Figura 20 - Desvio entre despacho térmico verificado e calculado via DECOMP oficial CCEE.	71
Figura 21 - Desvio entre premissas e valores verificados de reservatório inicial.	73
Figura 22 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via DECOMP sequencial.	74
Figura 23 - Análise do erro semanal no cálculo de balanço hídrico via DECOMP sequencial.	75
Figura 24 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via ML com reveal.....	79
Figura 25 - Análise dos despachos térmicos do planejamento ex-ante e ex-post.....	81
Figura 26 - Análise do PLD do planejamento ex-ante e ex-post.	83

Figura 27 - Análise do custo imediato do planejamento ex-ante e ex-post.	83
Figura 28 - Análise do custo futuro do planejamento ex-ante e ex-post.....	84
Figura 29 - Análise simulada de uma contabilização financeira ex-post.	85
Figura 30 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via estudo encadeado.....	87
Figura 31 - Análise do erro acumulado no cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.....	88
Figura 32 - Desvio residual após o ajuste no cálculo de reservatório final do estudo encadeado.....	88
Figura 33 - Análise do erro semanal no cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.....	90
Figura 34 - Distribuição dos erros de cálculo de balanço hídrico dos estudos encadeados.	91
Figura 35 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via ML recursivo.	92
Figura 36 - Análise do erro semanal no cálculo de variação do reservatório via ML recursivo.	93
Figura 37 - Desvio entre despacho térmico verificado e calculado via ML recursivo.	94
Figura 38 - Desvio entre despacho hídrico verificado e calculado via ML recursivo.	94
Figura 39 - Trecho inicial do arquivo de dados gerais do NEWAVE.	105
Figura 40 - Blocos 10 e 11 do arquivo de dados gerais do DECOMP.....	107
Figura 41 - Visualização via HydroEdit do cadastro da UHE Camargos.	109
Figura 42 - Blocos do arquivo de dados de usinas GNL do DECOMP.....	111

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Lista de estudos encadeados simulados.....	53
Quadro 2 - Lista de blocos do arquivo de dados gerais do DECOMP.....	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas de avaliação da programação da operação ex-ante.	71
Tabela 2 - Estatísticas de avaliação do cálculo de reservatórios via DECOMP sequencial.	74
Tabela 3 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico via DECOMP sequencial.	76
Tabela 4 - Estatísticas de avaliação do cálculo de variação de reservatório por submercado via DECOMP sequencial.....	77
Tabela 5 - Estatísticas do cálculo de reservatório final por submercado via ML com reveal.....	80
Tabela 6 - Estatísticas de avaliação dos resultados de geração térmica.	81
Tabela 7 - Estatísticas de avaliação dos custos de operação.	84
Tabela 8 - Estatísticas de avaliação dos custos de operação desconsiderando semanas piso.	84
Tabela 9 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.....	90
Tabela 10 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico dos estudos encadeados.....	91
Tabela 11 - Estatísticas de avaliação do cálculo de condições iniciais via ML recursivo.	93
Tabela 12 - Estatísticas de avaliação da projeção de operação via ML recursivo. ...	95

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	JUSTIFICATIVA	16
1.2	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	17
1.3	OBJETIVO GERAL	17
1.4	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	18
2	REVISÃO DA LITERATURA	20
2.1	MERCADO DE ELETRICIDADE BASEADO EM CUSTOS	20
2.1.1	Mercado de Eletricidade por Custos no Brasil	21
2.1.2	Otimização de Sistemas via Ferramentas Computacionais	24
2.1.3	Cadeia de Modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM	27
2.1.4	Representação da Aversão ao Risco	30
2.2	MODELOS DE LIQUIDAÇÃO DE MERCADOS DE ELETRICIDADE	32
3	METODOLOGIA	36
3.1	DECKS DE ENTRADA DAS SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS	37
3.2	ORGANIZAÇÃO DOS ESTUDOS SEQUENCIAIS E ENCADEADAS	38
3.3	CRITÉRIOS UTILIZADOS PARA ANÁLISE DOS RESULTADOS	41
3.3.1	Erro do DECOMP no cálculo de condições iniciais	43
3.3.2	Aderência do DECOMP à política de operação	47
3.3.3	Erro de estudos encadeados no cálculo de condições iniciais	49
4	DESENHO E EXECUÇÃO DOS ESTUDOS COMPUTACIONAIS	50
4.1	SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS VIA MODELOS DE OTIMIZAÇÃO	50
4.1.1	Simulações de DECOMP para o cálculo de condições iniciais	50
4.1.2	Simulações de DECOMP para a programação da operação	51
4.1.3	Simulações de estudos encadeados	52
4.2	SIMULAÇÕES ENERGÉTICAS VIA MACHINE LEARNING	55
4.2.1	Previsão sequencial com atualização de dados verificados (Reveal)	56
4.2.2	Previsão sequencial recursiva (Walk-Forward tradicional)	57
5	DESENVOLVIMENTO DE FERRAMENTAS AUXILIARES	58
5.1	ALGORITMO DE BUSCA DOS DADOS VERIFICADOS DA OPERAÇÃO DO SIN	58
5.2	ALGORITMOS PARA LEITURA DOS DECKS DE ENTRADA	59
5.3	ALGORITMO PARA MODIFICAÇÃO DOS DECKS DE ENTRADA DO DECOMP	60
5.4	ALGORITMO PARA LEITURA DOS RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES	62
5.5	DASHBOARD PARA ANÁLISE DOS DECKS DE ENTRADA	63
5.6	DASHBOARD PARA ANÁLISE DOS RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES	65
5.7	DASHBOARD PARA COMPARAÇÃO DOS ESTUDOS ENCADEADOS	67
6	RESULTADOS	68
6.1	AVALIAÇÃO DAS PREMISSAS DE PROGRAMAÇÃO DA OPERAÇÃO	68
6.2	AVALIAÇÃO DO DECOMP NO CÁLCULO DE CONDIÇÕES INICIAIS	72
6.2.1	Erro no cálculo das condições iniciais pelo DECOMP	73
6.2.2	Comparação com Machine Learning: Walk-Forward com reveal	79

6.3	AVALIAÇÃO DO DECOMP NA REPRESENTAÇÃO DA POLÍTICA DE OPERAÇÃO.....	80
6.3.1	Diferenças entre o despacho ex-ante (planejado) e ex-post (real)	81
6.3.2	Diferenças entre o PLD ex-ante (oficial) e ex-post (recalculado).....	82
6.3.3	Backtesting do mecanismo de dupla precificação	85
6.4	AVALIAÇÃO DE ESTUDOS ENCADEADOS NO CÁLCULO DE CONDIÇÕES INICIAIS.....	86
6.4.1	Erro no cálculo das condições iniciais no estudo encadeado	86
6.4.2	Avaliação de erro semanal dos estudos encadeados	89
6.4.3	Comparação com Machine Learning: Walk-Forward tradicional	92
7	CONCLUSÕES	96
8	REFERÊNCIAS	100
	APÊNDICES	104
	APÊNDICE A – ELEMENTOS DO DECK.....	105
	Dados gerais da representação do sistema elétrico.....	105
	Representação das centrais geradoras hidrelétricas	108
	Representação das centrais termelétricas	109
	Representação do sistema de transmissão.....	111
	Hidrologia	112
	Carga global e mini e microgeração distribuída	113
	Centrais geradoras não simuladas individualmente	114

1 INTRODUÇÃO

O Setor Elétrico Brasileiro (SEB) é caracterizado por elevada participação hidrelétrica, forte acoplamento temporal entre decisões presentes e futuras e crescente inserção de fontes renováveis variáveis. Nesse contexto, o planejamento da operação do Sistema Interligado Nacional (SIN) depende de modelos computacionais capazes de representar, sob incerteza, a disponibilidade dos recursos energéticos, as restrições hidráulicas e elétricas, os intercâmbios entre subsistemas e o atendimento à demanda. A qualidade das condições operativas calculadas por esses modelos, em especial os níveis de armazenamento dos reservatórios, é determinante para a coerência entre operação planejada, operação realizada e formação do sinal econômico de curto prazo.

No modelo institucional brasileiro, a cadeia oficial de modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM é utilizada tanto no planejamento da operação quanto na formação de preços. O NEWAVE orienta a política de médio prazo, o DECOMP detalha o horizonte de curto prazo com representação semanal e o DESSEM trata a programação diária com maior granularidade temporal e elétrica. Essa cadeia sustenta decisões de diferentes agentes institucionais: o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) utiliza seus resultados na programação da operação, a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) no cálculo do Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) e a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) em estudos de planejamento e expansão do sistema. Embora esses modelos apresentem robustez matemática e sejam essenciais para a coordenação de um sistema hidrotérmico de grande porte, seus resultados dependem das premissas de entrada e das simplificações necessárias para a representação computacional do sistema.

Entre os elementos mais relevantes dessa cadeia está o cálculo das condições iniciais e finais dos reservatórios. Como o armazenamento hídrico constitui a principal variável de acoplamento temporal dos modelos, erros no balanço hídrico podem alterar a percepção de escassez futura, influenciar o despacho hidrotérmico e modificar o Custo Marginal de Operação (CMO) e, por consequência, o PLD. Assim,

mesmo pequenos desvios no cálculo dos reservatórios podem produzir impactos relevantes quando reutilizados como condição inicial de estudos encadeados.

A propagação desses desvios ganha importância adicional porque agentes do setor utilizam estudos encadeados de NEWAVE e DECOMP para projeções de preços, avaliação de estratégias comerciais, gestão de risco e tomada de decisão. Nesses estudos, resultados de uma execução são reaproveitados como condições iniciais das execuções seguintes, de modo que eventual viés sistemático no balanço hídrico pode se acumular ao longo do horizonte de simulação e comprometer a aderência das projeções às condições operativas observadas.

Quando há afastamento relevante entre as condições operativas representadas pelos modelos e aquelas verificadas na operação, podem surgir diferenças entre o custo planejado e o custo efetivo de atendimento ao sistema. Essas diferenças tendem a reduzir a capacidade do PLD de transmitir integralmente o sinal econômico da operação, ampliando a relevância de mecanismos complementares de remuneração e alocação de custos associados à segurança e à operação do sistema, entre os quais se destacam os Encargos de Serviços do Sistema (ESS). Dessa forma, a avaliação da aderência dos modelos às condições verificadas não possui apenas relevância metodológica, mas também implicações econômicas para o despacho, a formação de preços e a alocação de custos no setor elétrico.

Embora exista ampla literatura técnica sobre a formulação dos modelos oficiais e sobre os mecanismos de formação de preços no Brasil, ainda há espaço para avaliações sistemáticas de desempenho desses modelos quando confrontados com dados verificados da operação. Essa lacuna não decorre da ausência de robustez dos modelos, mas da complexidade de separar os efeitos associados às premissas *ex-ante*, às simplificações da representação física do sistema e à propagação dos desvios em estudos encadeados. Diante dessa discussão, esta dissertação busca quantificar o erro residual do DECOMP no cálculo das condições operativas do SIN, avaliar sua persistência ao longo do horizonte de simulação e discutir seus possíveis impactos sobre o despacho centralizado, a formação de preços e os mecanismos complementares de liquidação financeira.

1.1 Justificativa

A relevância desta pesquisa reside na necessidade de compreender, de forma quantitativa e reproduzível, as limitações práticas dos modelos computacionais utilizados no planejamento da operação do SIN. Em um sistema hidrotérmico de grande porte, divergências entre as premissas projetadas e os valores verificados podem alterar o valor da água, a política de uso dos reservatórios, o despacho hidrotérmico e o sinal de preço de curto prazo.

A escolha do DECOMP como objeto de análise decorre de sua posição intermediária na cadeia de modelos oficiais e de sua relevância para o horizonte de curto e médio prazo. O modelo recebe informações de política operativa do NEWAVE e fornece condições econômicas e operativas para etapas subsequentes, sendo utilizado por instituições setoriais e agentes de mercado. Por isso, avaliar sua capacidade de calcular balanços hídricos e propagar condições operativas contribui para compreender a aderência do modelo às condições efetivamente observadas.

Parte-se da hipótese de que imprecisões no cálculo das condições operativas, ainda que pequenas em análises semanais isoladas, podem se acumular em estudos encadeados e produzir desvios relevantes em horizontes mais longos. Essa hipótese justifica uma metodologia de *backtesting* baseada na substituição progressiva de premissas projetadas por valores verificados, permitindo separar o efeito das incertezas de entrada do erro residual associado à representação do balanço hídrico e das restrições do modelo.

A avaliação empírica proposta nesta dissertação é aplicada ao ano operativo de 2024. Esse recorte temporal permite confrontar as premissas consideradas nos decks oficiais com dados verificados da operação do SIN. De forma complementar, modelos de *machine learning* são utilizados como *benchmark* empírico para comparação dos resultados obtidos pelos modelos oficiais. O objetivo dessa comparação não é substituir a modelagem física e operativa representada pelo DECOMP, mas oferecer uma referência adicional baseada em dados para avaliar a magnitude dos erros observados no cálculo das condições iniciais e na propagação de estados operativos.

A discussão torna-se ainda mais relevante no contexto do modelo de dupla precificação, no qual diferenças entre a programação *ex-ante* e as condições verificadas *ex-post* podem afetar de forma distinta os sinais econômicos associados ao despacho, ao PLD e à liquidação comercial. Dessa forma, avaliar a aderência do DECOMP e a propagação de erros em estudos encadeados contribui para compreender os possíveis efeitos dessas divergências sobre a operação física do SIN e sobre os resultados percebidos pelos agentes de mercado.

Assim, a dissertação contribui tanto pela avaliação quantitativa dos modelos oficiais quanto pela proposição de uma metodologia automatizada de *backtesting* aplicada à operação do SIN, integrando dados verificados, simulações energéticas, comparação com modelos de machine learning e análise dos efeitos associados à dupla precificação.

1.2 Definição do Problema

Considerando a relevância dos modelos computacionais no planejamento da operação do SIN e a possibilidade de divergências entre resultados simulados e operação efetivamente realizada, o problema de pesquisa é formulado da seguinte maneira: em que medida o DECOMP é capaz de calcular de forma consistente as condições operativas do SIN, especialmente os níveis de armazenamento dos reservatórios hidrelétricos, quando suas premissas são confrontadas com valores verificados da operação, e como eventuais desvios se propagam em estudos encadeados, afetando o despacho hidrotérmico e a formação do PLD?

1.3 Objetivo Geral

Analisar, para o ano operativo de 2024, a capacidade do DECOMP de calcular e propagar as condições operativas do SIN, com ênfase nos erros de balanço hídrico e nos níveis de armazenamento dos reservatórios hidrelétricos, avaliando seus potenciais impactos sobre o despacho hidrotérmico, a formação do PLD e os resultados associados à aplicação de um mecanismo de dupla precificação. De forma complementar, comparar os resultados das simulações com os obtidos por modelos de *machine learning*, permitindo comparar e avaliar magnitude dos erros observados.

1.4 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Revisar a literatura relacionada ao planejamento da operação, à formação de preços e aos modelos oficiais utilizados no SIN;
- Desenvolver metodologia automatizada de *backtesting* para leitura, edição, execução e comparação de estudos de NEWAVE e DECOMP;
- Avaliar a precisão do DECOMP ao representar a operação do SIN;
- Avaliar a acurácia de estudos encadeados de NEWAVE e DECOMP para o cálculo das condições iniciais do sistema.

1.5 Estrutura do Trabalho

O trabalho está estruturado em sete capítulos. O Capítulo 1 introduz o tema da pesquisa, apresentando a justificativa, a definição do problema, os objetivos e as contribuições da dissertação. O Capítulo 2 reúne a revisão da literatura e a fundamentação técnica sobre os mercados de eletricidade baseados em custos, a cadeia de modelos e os mecanismos de liquidação aplicáveis ao contexto brasileiro.

O Capítulo 3 descreve a metodologia de avaliação adotada, contemplando a estrutura dos *decks* de entrada, a organização dos estudos sequenciais e encadeados e os critérios utilizados para análise dos resultados. O Capítulo 4 detalha o desenho e a execução dos estudos computacionais, abrangendo as simulações realizadas com modelos de otimização e as abordagens baseadas em *machine learning utilizadas* como benchmark complementar.

O Capítulo 5 apresenta as ferramentas computacionais desenvolvidas para viabilizar a coleta, o processamento, a modificação e a análise dos dados e resultados das simulações. O Capítulo 6 discute os resultados obtidos, incluindo a avaliação das premissas *ex-ante*, do cálculo de condições iniciais, da aderência à política de operação, da propagação de erros em estudos encadeados, das comparações com modelos de *machine learning* e do *backtesting* financeiro aplicado ao mecanismo de dupla precificação. Por fim, o Capítulo 7 reúne as conclusões, as limitações do estudo e as sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Mercado de Eletricidade Baseado em Custos

No setor elétrico brasileiro o modelo de operação e formação de preços é caracterizado como *tight pool*, no qual uma autoridade operadora do sistema independente (do inglês, ISO – *Independent System Operator*) estabelece o despacho das usinas de forma centralizada, priorizando a segurança do suprimento, a confiabilidade e o menor custo global possível. Nesse tipo de arranjo, o operador reúne as ofertas de geração, considera as restrições energéticas, elétricas e hidráulicas do sistema, e determina o despacho ótimo por meio de modelos matemáticos capazes de representar a dinâmica de reservatórios, termelétricas, redes de transmissão e demais elementos relevantes com o objetivo de minimizar o custo total de operação do sistema (CHAO e PECK, 1997). Nessa abordagem, a eficiência do planejamento da operação depende diretamente da precisão com que os modelos capturam as características técnicas do sistema e as incertezas associadas, especialmente as relacionadas à hidrologia, demanda e disponibilidade de geração.

Em mercados *tight pool*, os agentes geradores não decidem de forma independente sua produção, sendo necessário fornecer seus dados técnicos para o operador, como custos variáveis, disponibilidade, curvas de geração e restrições de operação, que é responsável por determinar o despacho economicamente eficiente, garantindo o equilíbrio entre a oferta e demanda, respeitando as restrições do sistema e os critérios de segurança energética. Esse tipo de abordagem centralizada apresenta benefícios principalmente em sistemas com participação significativa de recursos armazenáveis, como hidrelétricas com reservatórios, nos quais o operador central garante que os agentes do sistema não optem por uma operação que minimize apenas o custo imediato, sem considerar os efeitos das decisões atuais sobre o futuro (ALQVIST e HOLMBERG, 2019).

Na modelagem matemática da operação do setor elétrico, o custo marginal de operação é obtido como a variável dual associada às restrições de balanço energético de atendimento à demanda. Esse custo sintetiza a escassez relativa de recursos e restrições operativas, pois reflete o custo incremental de atender a próxima

unidade de carga. Quando esse custo é calculado de forma diferenciada por região, incorporando as restrições energéticas e de transmissão, tem-se o conceito de Custo Marginal Localizado (LMP, do inglês *Locational Marginal Pricing*). O LMP é utilizado como referência para valoração da energia no curto prazo, pois sinaliza aos agentes o valor econômico da energia em um determinado período e em uma determinada região (LITVINOV, 2010). Quando uma região apresenta custos marginais localizados consistentemente maiores que o de outras regiões, há a sinalização de escassez de oferta locacional, o que repassa um sinal econômico favorável ao investimento de novos ativos de geração nessa região específica. De maneira análoga, regiões com LMP consistentemente baixos indicam uma sobreoferta locacional de geração, que podem sinalizar a necessidade de ampliação do sistema de transmissão (escoando a geração excedente para outras regiões) ou aumento do consumo de eletricidade local (investindo, por exemplo, em *datacenters* ou fábricas de hidrogênio verde).

2.1.1 Mercado de Eletricidade por Custos no Brasil

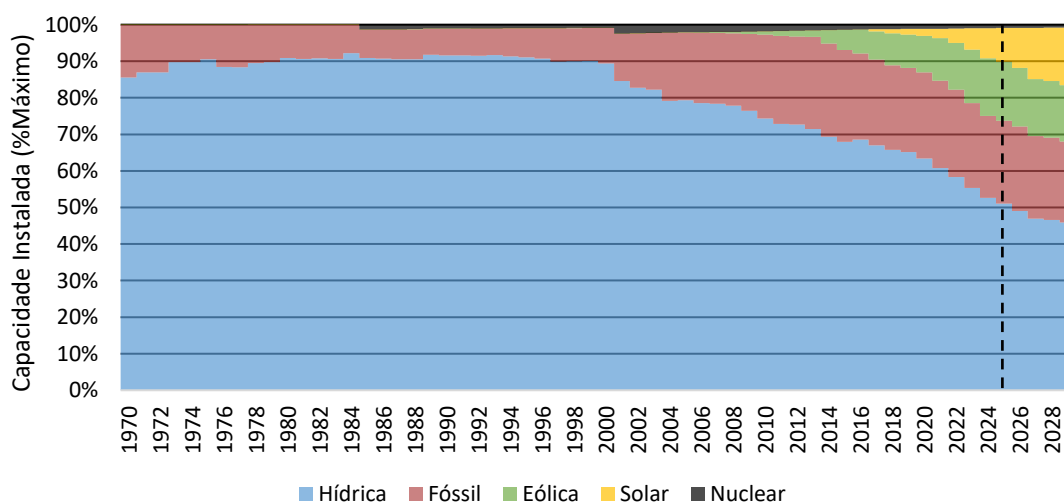
Apesar das vantagens de coordenação e eficiência no uso de recursos energéticos, mercados baseados em custos enfrentam desafios relacionados à transmissão de sinais econômicos para expansão, uma vez que o preço marginal pode não refletir integralmente custos fixos e investimentos de longo prazo. Por isso, muitos países complementam o despacho centralizado com mecanismos adicionais de remuneração, como contratos de longo prazo, mercados de capacidade ou instrumentos de redução de risco. (BARROSO et al., 2005)

Historicamente, em função de suas condições geográficas favoráveis, o Estado brasileiro estruturou uma matriz de geração de energia predominantemente hidrelétrica. Com o Programa Nacional de Desestatização (PND), institucionalizado pela Lei Federal nº 8.031/1990, que deu início à reforma do setor elétrico, o Estado passou a permitir a alienação do controle de empresas de geração. De forma complementar, a Lei Federal nº 8.987/1995 instituiu o mecanismo de concessão para o aproveitamento de recursos naturais destinados à geração de energia elétrica, enquanto a Lei nº 9.074/1995 introduziu a possibilidade de consumidores escolherem seus fornecedores por meio de contratos bilaterais.

Apesar desses avanços legais, o mercado de energia elétrica ainda não se encontrava plenamente operacional. Foi somente com o marco legal de estruturação do Mercado Atacadista de Energia Elétrica (MAE), estabelecido pela Lei Federal nº 9.648/1998, que agentes geradores e consumidores passaram a firmar contratos bilaterais de compra e venda de energia, além da criação de um ambiente institucional de contabilização e liquidação de sobras e déficits energéticos. Assim, consolida-se o que posteriormente ficou conhecido como Ambiente de Contratação Livre (ACL), viabilizando investimentos em geração *merchant*, caracterizados pela ausência de receitas garantidas de longo prazo.

Porém, conforme o Sistema de Informação de Geração da ANEEL (SIGA), esquematizado na Figura 1, mesmo após a abertura do mercado cerca de 90% da matriz elétrica permanecia hidroelétrica, sinal de que o modelo *merchant* não se mostrou suficiente para repassar o sinal econômico necessário para a expansão de outras fontes de energia. Essa alta dependência dos recursos hídricos resultou, após um período de estiagem, no racionamento de energia elétrica entre junho de 2001 e fevereiro de 2002. Em resposta, o Estado desenvolveu o mecanismo de leilões como política pública permanente de expansão da oferta para garantia do suprimento energético com a Lei Federal nº 10.848/2004, regulamentada pelo Decreto nº 5.163 de 30 de julho de 2004. Os leilões institucionalizaram o Ambiente de Contratação Regulada (ACR), garantindo uma fonte de receita de longo prazo capaz de viabilizar a expansão da matriz termelétrica, efeito que também é esquematizado na Figura 1.

Figura 1 - Evolução da capacidade instalada de eletricidade no Brasil por fonte



Fonte: O Autor (2025), adaptado de (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2024b).

Os dados do SIGA, exibidos na Figura 1, foram estendidos com as informações do Relatório de Acompanhamento da Expansão da Oferta de Geração de Energia Elétrica (RALIE) de projetos outorgados para entrar em operação nos próximos anos (*AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2024a*). Do relatório de expansão, destaca-se a grande quantidade de projetos renováveis, principalmente de geradores eólicos e solares. Caso todos os projetos listados no RALIE entrem em operação, em 2028 mais de 30% da capacidade de geração do sistema será de fontes intermitentes não controláveis. O aumento da penetração de fontes intermitentes implica diretamente em aumento na complexidade do planejamento da operação, pois aumenta a incerteza na disponibilidade da oferta devido à natureza estocástica dos recursos naturais, principalmente hídricos e eólicos.

A elevada complexidade do sistema elétrico brasileiro e a dependência dos recursos hídricos impõem desafios relevantes ao planejamento energético. A operação deve considerar a incerteza das aflúências, assegurar o uso ótimo dos reservatórios distribuídos em diferentes bacias hidrográficas, gerir o acoplamento de usinas hidrelétricas pertencentes a uma mesma cascata e respeitar suas múltiplas restrições operativas. Esse contexto exige ferramentas computacionais capazes de capturar as incertezas hidrológicas e representar adequadamente a operação dos reservatórios ao longo do horizonte de planejamento, apoiando as decisões operativas e o uso eficiente dos recursos energéticos disponíveis. Assim, a operação do sistema elétrico brasileiro é orientada por modelos computacionais especializados na otimização estocástica multiperíodo de sistemas hidrotérmicos complexos (*SILVA, 2012*). Atualmente, essa otimização é realizada pela execução encadeada dos *softwares* NEWAVE, DECOMP e DESSEM, desenvolvidos pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL).

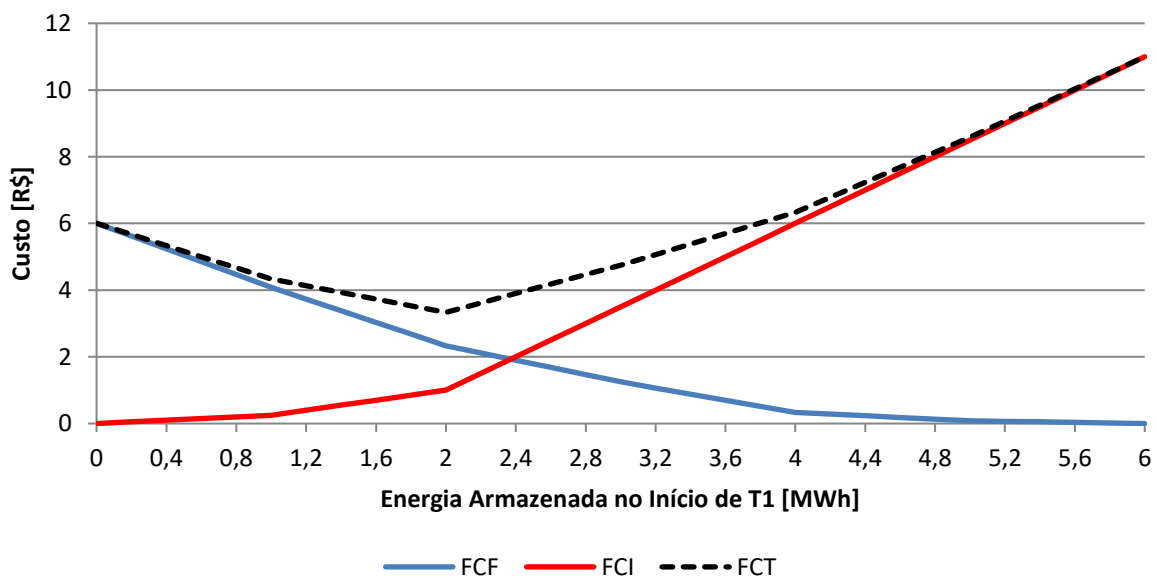
Na programação da operação, os resultados da cadeia de modelos são utilizados pelo ONS, no papel de operador central do sistema, para calcular o Custo Marginal de Operação (CMO). O CMO representa o custo incremental de atendimento à demanda e orienta o despacho das usinas por ordem de mérito. No processo de formação de preços, a CCEE, no papel de operador de mercado, utiliza os *softwares* para calcular o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). O PLD valora as liquidações financeiras das exposições no mercado de curto prazo. (*CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026a*)

No Brasil, as ferramentas computacionais são utilizadas tanto no planejamento da operação quanto no processo de formação de preços e liquidação de energia no mercado de curto prazo (*spot*). Essa interdependência contribui para a coerência entre operação do sistema e mercado, mas também torna o processo de contabilização financeira sensível a eventuais imprecisões das variáveis modeladas e às simplificações necessárias na representação da operação do sistema elétrico real. Como consequência, pode resultar em distorções dos sinais econômicos enviados aos agentes de mercado, pois em modelos marginalistas, as variáveis duais (no caso do setor elétrico, o CMO e o PLD) são responsáveis pela adequada remuneração dos custos variáveis de operação do sistema. (CALABRIA, SARAIVA e ROCHA, 2018)

2.1.2 Otimização de Sistemas via Ferramentas Computacionais

Em mecanismos de mercado baseado em minimização de custos, a solução ótima do problema energético se dá pela avaliação conjunta da Função de Custo Imediato (FCI), que avalia no instante de tempo atual quanto custa preservar os níveis de água nos reservatórios, e da Função de Custo Futuro (FCF), que avalia no futuro o quanto de benefício energético corresponde às escolhas de preservar a água no presente. A Função de Custo Total (FCT) é a soma das duas curvas e é ela que compõe a função objetivo do problema de otimização.

Figura 2 - Funções de custo modeladas em um problema de programação dinâmica dual.



Fonte: O autor (2026).

A Figura 2 esquematiza, de forma simplificada, as funções de custo associadas ao planejamento estocástico multietápico da operação de um sistema hidrotérmico teórico. Para sua elaboração, foram adotados valores hipotéticos de Custo Variável Unitário (CVU) das usinas termelétricas e capacidade de armazenamento das usinas hidrelétricas. Portanto, as escalas e os valores apresentados nos eixos possuem caráter meramente ilustrativo e não devem ser utilizados como referência em análises quantitativas.

Essa representação ilustra o *trade-off* entre os custos imediato e futuro da operação. Quanto mais água se preserva no presente, maior é o custo imediato, em razão da necessidade de despacho térmico adicional, mas menor é o custo futuro, em decorrência da maior disponibilidade de recursos hídricos preservada para utilização posterior. De forma análoga, quanto mais se explora o recurso hídrico no presente, menor é o custo imediato, porém menos água estará disponível no futuro, elevando o custo futuro da operação devido à necessidade de despacho térmico adicional.

O ponto ótimo de operação do sistema corresponde ao mínimo da Função de Custo Total (FCT), dada pela soma da FCI e da FCF. Esse resultado sintetiza o dilema intertemporal do operador, no qual as escolhas no presente afetam a operação futura, sendo a energia armazenada nos reservatórios a variável de acoplamento temporal considerada na tomada de decisão operativa.

Quando avaliada em função da energia armazenada, a inclinação da FCF em determinado estágio representa o valor da água, pois mensura o benefício econômico marginal decorrente da preservação de uma unidade adicional de energia para uso futuro na operação do sistema. Como o aumento da energia armazenada reduz o custo futuro, o valor da água corresponde ao negativo da derivada da FCF (*CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026*).

Por sua vez, a derivada do valor ótimo da FCT em relação à demanda corresponde ao CMO, interpretado como a variação marginal do custo total ótimo de operação decorrente de um acréscimo unitário na demanda. Rigorosamente, o CMO é matematicamente definido como a variável dual, ou multiplicador de Lagrange, associada à restrição de atendimento à demanda. Porém, o teorema do envelope estabelece equivalência entre a derivada do custo total em função da demanda e a variável dual da restrição de atendimento à demanda (*LITVINOV, 2010*).

A solução do problema de otimização econômico-energética deve respeitar as restrições físicas associadas à operação e à representação da rede elétrica. Nesse contexto, a Equação 1 representa o balanço energético de atendimento à demanda, estabelecendo que a soma da geração e dos fluxos de intercâmbios líquidos deve ser igual à demanda líquida em cada nó elétrico do sistema. (SILVA, 2012)

$$\sum_{j \in \phi} gt_j^t + \sum_{j \in \gamma} gh_j^t + \sum_{j \in \omega} (Int_{j \rightarrow i}^t - Int_{i \rightarrow j}^t) = D_i^t \quad (1)$$

Onde:

gt_j^t = geração termelétrica da usina j no estágio t ;

gh_j^t = geração hidrelétrica da usina j no estágio t ;

$Int_{j \rightarrow i}^t$ = fluxo de energia do importado nó j para o nó i no estágio t ;

$Int_{i \rightarrow j}^t$ = fluxo de energia exportado do nó i para o nó j no estágio t ;

D_i^t = Demanda líquida do nó i no estágio t ;

ϕ = conjunto de usinas termelétricas que atendem o nó i ;

γ = conjunto de usinas hidrelétricas que atendem o nó i ;

ω = conjunto de intercâmbios elétricos conectados ao nó i ;

No caso do Brasil, além das equações de balanço energético, a alta utilização de hidroelétricas implica na necessidade de modelar também restrições hidráulicas nos modelos de planejamento da operação.

$$V_i^t = V_i^{t-1} + I_i^t - (Q_i^t + S_i^t) + \sum_{j \in M} (Q_j^t + S_j^t) \quad (2)$$

$$gh_i^t = FPH(V_i^t, Q_i^t, S_i^t) \quad (3)$$

A Equação 2 modela o balanço hídrico dos reservatórios, responsável por representar o acoplamento temporal entre os estágios da simulação. Em cada estágio t , o volume armazenado V_i^t no reservatório i é calculado a partir do volume armazenado ao final do estágio anterior V_i^{t-1} , acrescido da vazão incremental I_i^t no reservatório e das defluências provenientes do conjunto M de usinas imediatamente a montante $\sum_{j \in M} (Q_j^t + S_j^t)$, e reduzido pelas vazões defluentes do próprio reservatório, compostas pelas parcelas turbinada Q_i^t e vertida S_i^t .

Em complemento, a Equação 3 modela que a geração hidrelétrica gh_i^t em cada usina i é calculada a partir de sua Função de Produção Hidrelétrica (FPH), que

relaciona a energia gerada às condições operativas da usina. A FPH depende da altura de queda líquida, representada pelo volume armazenado no reservatório V_i^t , da vazão turbinada Q_i^t e da vazão vertida S_i^t no estágio t . (SILVA, 2012)

Para garantir a viabilidade computacional da modelagem energética é necessário o equilíbrio entre o grau de representatividade do sistema e as necessidades de precisão exigidas para que os resultados possam ser utilizados. Assim, o equacionamento do sistema energético foi subdividido em três horizontes: de longo, médio e curto prazo. Essa segmentação permite adequar o nível de detalhamento da representação física e operativa do sistema à complexidade matemática de cada problema. O CEPEL, empresa especializada nos estudos energéticos, desenvolveu e aprimorou ao longo dos anos, em parceria com os agentes do setor elétrico, *softwares* especializados na modelagem matemática de sistemas elétricos para cada horizonte, compatibilizando precisão e tempo de solução.

2.1.3 Cadeia de Modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM

A divisão temporal do planejamento da operação constitui a base da cadeia de modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM, na qual cada ferramenta é direcionada a uma etapa específica do processo decisório. Quanto mais distante é o horizonte de planejamento em relação ao início do estudo, maior a quantidade de incertezas que devem ser consideradas na otimização, o que aumenta a complexidade do problema matemático e exige simplificações na representação do sistema para que a solução seja computacionalmente viável. Já nos horizontes mais próximos da operação, considera-se uma quantidade menor de cenários ou, no limite, um único cenário determinístico, o que permite representar o sistema com maior nível de detalhamento sem comprometer a viabilidade computacional da solução. Cada modelo foi desenhado para buscar de forma mais eficiente o despacho ótimo das unidades geradoras no horizonte de planejamento proposto, explorando a complementariedade dos recursos hídricos, térmicos e eólicos relevantes para a etapa do planejamento.

O NEWAVE é o modelo utilizado no planejamento da operação de médio e longo prazo, representando o sistema com discretização mensal ao longo de um horizonte plurianual. Para resolver o problema de despacho hidrotérmico dessa escala, é necessário que a política ótima de operação considere a natureza aleatória

das vazões, permitindo que as decisões operativas presentes sejam tomadas considerando seus impactos futuros, especialmente no uso intertemporal dos reservatórios hidrelétricos. Atualmente o modelo de geração de cenários é o Autorregressivo Periódico de Ordem p Anual, PAR(p)-A, no qual se considera a geração de cenários com ruídos lognormais para as vazões e tratamento de correlação espacial entre variáveis aleatórias, e decomposta em estágios temporais mensais. (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026)

A modelagem estocástica é integrada à solução do problema por meio da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE). Em cada iteração, o processo combina etapas *forward*, utilizadas para definir estados relevantes do sistema, e etapas *backward*, responsáveis pela construção dos cortes de Benders. Esses cortes formam uma aproximação linear por partes da Função de Custo Futuro (FCF), permitindo representar o custo esperado da operação futura em função dos níveis de armazenamento dos reservatórios. Nos *decks* oficiais considerados, o processo de é parametrizado com 200 aberturas *forward* e 20 aberturas *backward*. Após a definição da política operativa, é realizada uma simulação final com 2.000 séries, utilizada para avaliação fora da amostra (*out of sample*) da política construída. (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026).

Nos estudos oficiais dos agentes do setor elétrico, considera-se um horizonte principal de 5 anos, acrescido de um período pós-estudo de mais 5 anos. Esse período adicional tem como objetivo reduzir os efeitos de fim de horizonte, associados à influência artificial da condição terminal do problema sobre as decisões operativas. Sem essa extensão, a ausência de representação adequada do custo futuro após o horizonte principal poderia induzir o modelo a utilizar excessivamente os reservatórios nos últimos estágios, uma vez que a água remanescente ao final do horizonte tenderia a não ser devidamente valorizada. O período pós-estudo, portanto, reduz essa distorção e contribui para uma representação mais adequada do valor futuro da água (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026).

O DECOMP, por sua vez, é o modelo utilizado no planejamento da operação de curto prazo. O problema é modelado com horizonte de dois meses, sendo o primeiro mês representado de forma determinística, a partir das condições de vazão consideradas para cada usina, e o segundo mês de forma estocástica. Assim como

no NEWAVE, a política operativa é construída via PDDE, diferenciando-se pela utilização de uma árvore reduzida de cenários no horizonte de curto prazo, composta por uma amostra entre 50 e 200 séries, a depender do mês de início do estudo. Tanto nas simulações de planejamento da operação (ONS) quanto de formação de preço (CCEE), o DECOMP é executado com discretização semanal patamarizada no primeiro mês (cada semana é subdividida em patamar leve, médio e pesado) e mensal patamarizada no segundo mês (no qual a média mensal é subdividida em três patamares). (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026)

O terceiro modelo da cadeia, o DESSEM, considera apenas dados de entrada determinísticos. É executado com horizonte de uma semana, sendo executado pelo ONS com discretização semi-horária no primeiro dia e patamarizada no restante do horizonte. O modelo utilizado para fins de programação da operação representa em modelo de corrente contínua (DC, do inglês *direct current*) todas as linhas de transmissão a partir de 138 kV, o que contribui para maior aderência entre as simulações e a operação real e para a redução de despachos fora da ordem de mérito. No modelo utilizado para formação de preço são detalhados apenas os limites energéticos de intercâmbio entre os submercados, visto que a Resolução Normativa ANEEL nº 109/2004 deixa explícito que para fins de liquidação o preço *spot* deve ser único para cada submercado (OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2012). Por ser um modelo mais detalhado, com a necessidade de utilização de variáveis inteiras provenientes da modelagem de *unit commitment* térmico (UCT), o problema é resolvido por meio de Programação Linear Inteira Mista (MILP, do inglês *Mixed-Integer Linear Programming*) (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026). Atualmente, a solução do *unit commitment* hidráulico (UCH) apresenta elevada complexidade computacional, assim o setor ainda carece de metodologias capazes de simplificar o problema. (COLONETTI e FINARDI, 2022)

Os modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM são acoplados por meio de Funções de Custo Futuro (FCF), que representam o custo esperado de operação em períodos futuros como função dos volumes de água armazenados nos reservatórios ao final do horizonte de cada modelo. Conforme esquematizado na Figura 2, a redução marginal do custo futuro proporcionada por um acréscimo na energia armazenada corresponde ao valor da água, que expressa o benefício econômico de preservar o recurso hídrico para utilização posterior. No processo de encadeamento

dos modelos, a FCF calculada por um modelo é utilizada para orientar as decisões dos modelos subsequentes com menor horizonte de planejamento.

O NEWAVE calcula a FCF de médio e longo prazo a partir da simulação de um conjunto amplo de séries estocásticas de afluência, avaliando os benefícios econômicos da preservação do nível dos reservatórios ao longo do horizonte cinco anos. O DECOMP, modelo subsequente da cadeia, utiliza essa FCF como condição de contorno para o detalhamento da modelagem de operação no curto prazo, restringindo-se ao horizonte de dois meses de operação. O reaproveitamento dos cortes da FCF do NEWAVE permite que o DECOMP incorpore os benefícios associados ao armazenamento de longo prazo sem recalcular integralmente essa política. Adicionalmente, o DECOMP constrói sua própria FCF de curto prazo, que será utilizada pelo modelo seguinte. O DESSEM utiliza o valor da água derivado da FCF do DECOMP como sinal econômico para otimização do despacho de curto prazo. Sob essa perspectiva, o valor d'água desempenha para as hidrelétricas papel análogo ao CVU das termelétricas, com a diferença de que o valor d'água é variável em função do nível de reservatório e da produtividade hidráulica de cada usina, enquanto o CVU térmico é representado como um parâmetro fixo.

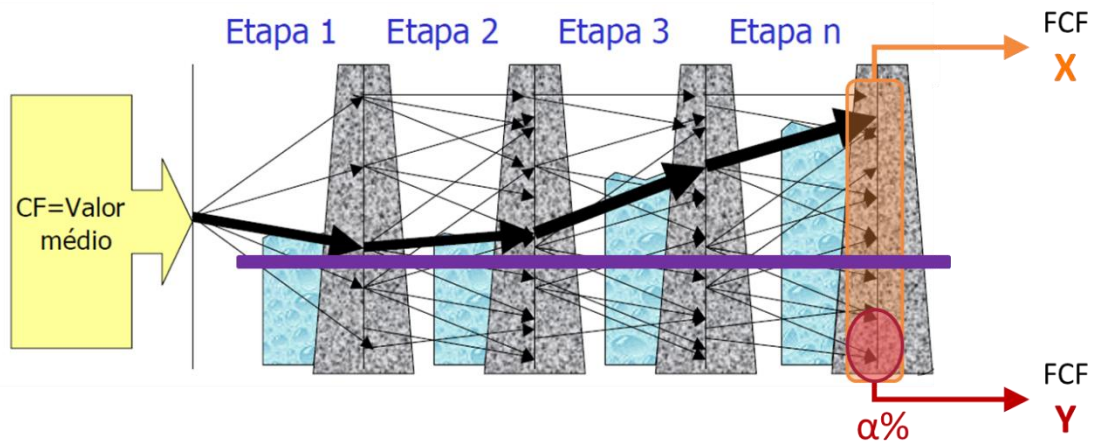
2.1.4 Representação da Aversão ao Risco

Embora os modelos computacionais NEWAVE, DECOMP e DESSEM sejam formulados com o objetivo de minimizar o custo total de operação do sistema, a solução matemática obtida depende não apenas das premissas físicas e econômicas, mas também da forma como o risco e a segurança do suprimento são incorporados ao problema de otimização. Nesse contexto, para adequar as soluções de operações planejadas pela cadeia de modelos à operação com o nível de confiabilidade esperado pelo ONS, foram desenvolvidos mecanismos de aversão ao risco para aproximar a modelagem matemática da operação idealizada pelo operador.

Atualmente, os modelos oficiais utilizam, entre outros mecanismos, a penalidade por Volume Mínimo Operativo (VminOp). Esse critério induz a preservação de volumes mínimos de água nos reservatórios, definidos a partir de estudos de *stress-test*. O objetivo é manter a resiliência da operação mesmo sob cenários críticos de baixa afluência, evitando a ocorrência de déficits energéticos. (MINISTÉRIO DE

MINAS E ENERGIA, 2021). Também é utilizada a penalidade de Valor Médio em Risco (*Conditional Value at Risk – CVaR*), medida estatística que avalia o valor esperado dos piores cenários, sendo utilizada para quantificar e limitar os custos em situações extremas e que permite balancear de forma matemática o *trade-off* entre menor custo esperado e maior segurança no suprimento energético. (MATOS, 2012)

Figura 3 - Aplicação de aversão ao risco dos modelos nas projeções de reservatório.



Fonte: O autor (2026), adaptado de (CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026).

A Figura 3 ilustra, de forma esquemática, a aplicação dos mecanismos de aversão ao risco na etapa estocástica dos modelos NEWAVE e DECOMP. Esses mecanismos alteram a função objetivo por meio de penalidades associadas a cenários considerados indesejáveis do ponto de vista de segurança energética.

O VminOp possui uma única calibração, que é o nível meta que se deseja manter a operação, e está representado pela linha roxa. Na prática, todos os cenários de projeção nos quais em algum instante de tempo o reservatório fique abaixo da linha de referência serão penalizados com aumento financeiro da Função de Custo Total.

O CVaR é representado pelas sinalizações laranja (X) e vermelha (Y) do nível de reservatório no último estágio de tempo. O CVaR possui duas variáveis de calibração, α (*alfa*) e λ (*lambda*). O *alfa* representa o percentual Y de séries da população de X que serão penalizadas na FCT. Já o *lambda* representa o peso dessas séries no cálculo da FCF. Hoje estão cadastrados um *alfa* de 15% e um *lambda* de 45%, o que significa que as 15% piores séries representarão 45% do custo total da operação. Dessa forma, quanto menor o *alfa*, mais críticas serão as séries consideradas pelo CVaR, logo maior a FCT. Também, quanto maior o *lambda*, maior o peso das críticas no cálculo da FCT, ou seja, maior a magnitude da penalização.

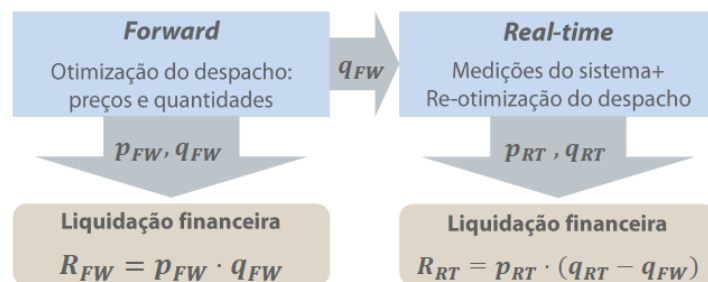
2.2 Modelos de Liquidação de Mercados de Eletricidade

Os mercados de eletricidade podem ser subdivididos conforme seus modelos de liquidação de energia. O preço de liquidação pode ser calculado *ex-ante* à operação do sistema nos modelos de liquidação *forward*, ao mesmo tempo em que ocorre a operação nos modelos de liquidação *real time* ou *ex-post* à operação. A escolha do modelo de liquidação deve ser coerente com o restante do desenho de mercado adotado em um país, evitando possíveis problemas com a remuneração dos agentes. (CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 2019)

Em mercados do tipo *loose pool*, baseado em ofertas de preço e volume de energia feitas pelos agentes, é comum a adoção do mecanismo de dupla liquidação (*two-settlement*). Essa estratégia tem como um de seus objetivos mitigar o exercício de poder de mercado por *players* de grande porte, que poderiam submeter ofertas distorcidas em relação às condições reais de custo e disponibilidade e dissociadas da sua real intenção de despacho, com o intuito de manipular o mercado influenciando o preço de liquidação.

No mecanismo de *two-settlement*, um dia antes da operação (*day-ahead*) é realizado o primeiro leilão com base nas expectativas de ofertas dos *players*. Durante a operação, leilões de tempo real são abertos para equilibrar o balanço entre a oferta e demanda, fechando os riscos associados aos desvios de volumes ofertados.

Figura 4 - Esquema representativo da contabilização dupla de eletricidade

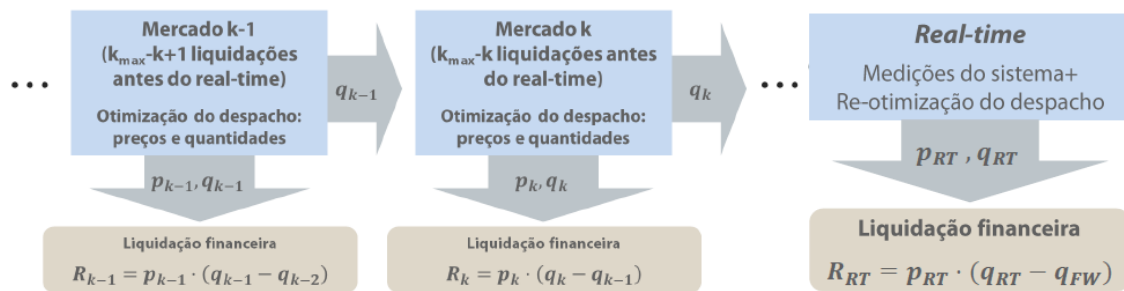


Fonte: (PSR - Energy Consulting and Analytics, 2020)

Nesse mecanismo, na etapa de precificação *forward* a receita R_{FW} é igual ao produto do preço *spot ex-ante* p_{FW} e volume programado q_{FW} . Já no *real-time*, a receita da segunda precificação R_{RT} corrige as distorções entre o volume realizado q_{RT} e o programado valorando suas diferenças ao preço *spot ex-post* p_{RT} .

Outra estratégia é a de liquidação múltipla, onde o mercado *forward* é subdividido em leilões de negociação de energia futura. Nesse mecanismo, podem existir k leilões futuros de ofertas energia, por exemplo do próximo dia (*day-ahead*), da próxima semana, do próximo mês ou até de anos futuros. Esse tipo de estratégia é muito utilizado como mecanismo de mitigação de riscos de preço, pois fecha contratos bilaterais de longo prazo entre os agentes participantes do leilão.

Figura 5 - Esquema representativo da contabilização múltipla de eletricidade



Fonte: (PSR - Energy Consulting and Analytics, 2020)

O mercado brasileiro foi desenhado com uma única etapa de liquidação simples *forward*. Com base nas projeções de operação do *software* DESSEM é calculado o preço *day-ahead*. Apesar das simulações *ex-ante* serem fundamentais para o planejamento da operação, comercialmente podem gerar diferenças entre o custo planejado e o custo real devido às incertezas inerentes às projeções das variáveis que compõem as simulações, o que implica em divergências entre o planejamento e a operação física. (NAZARÉ, CUNHA e BASTOS, 2019)

Nos mercados marginalistas as variáveis duais (no caso do setor elétrico brasileiro, o CMO e o PLD) são a referência econômica de preços para a remuneração da energia no curto prazo. Entretanto, em casos de desvio entre o planejamento e a operação, e em situações nas quais a remuneração baseada exclusivamente na energia não permite a recuperação integral dos custos de operação do sistema, não é possível garantir que as receitas associadas a esses preços sejam suficientes para cobrir todos os custos incorridos pelos agentes, caracterizando o problema conhecido como *missing money*. Essa insuficiência pode exigir mecanismos regulatórios complementares que remunerem os custos não integralmente contemplados pelos preços marginais, como por exemplo a cobrança de Encargos de Serviços do Sistema (ESS) no Mercado de Curto Prazo (MCP) brasileiro.

Um problema adjacente dos modelos marginalistas baseados predominantemente na remuneração pela energia é que o custo marginal, embora constitua um sinal econômico relevante, pode não ser suficiente para remunerar todos os atributos necessários à expansão e à segurança do sistema. Dessa forma, o sinal econômico para expansão do parque gerador, que deveria ser transmitido pelo preço marginal, acaba não sendo suficiente, isoladamente, para assegurar a expansão compatível com as necessidades do sistema. No contexto brasileiro, o investimento em expansão no ACL pode não ser suficiente, por si só, para atender a essas necessidades, sendo necessários mecanismos complementares de contratação, como os leilões no ACR de Reserva de Capacidade na Forma de Potência (LRCAP), para o adequado atendimento da demanda e dos requisitos de segurança do sistema.

Esses desalinhamentos incentivaram discussões quanto à eficácia do modelo setorial vigente no país, criando a necessidade de iniciativas como o projeto Meta II Formação de Preço, coordenado tecnicamente pela CCEE e executado pela PSR, com participação de instituições setoriais como ONS, EPE, ANEEL e MME. O projeto avalia aprimoramentos ao mecanismo de formação de preço de curto prazo, incluindo alternativas como a adoção de modelos de mercado do tipo *loose pool* e mecanismos de dupla ou múltipla liquidação (*PSR - Energy Consulting and Analytics, 2020*). Diante desse tema, recalculer os custos marginais na operação *real time*, ou até mesmo em uma etapa *ex-post*, poderia reduzir a necessidade da cobrança de ESS adicionais para adequar os custos operativos, aproximando o custo marginal do custo adequado para a remuneração dos agentes. Também, ao se consolidar como uma referência de preço crível, o custo marginal transmitiria sinais econômicos mais consistentes com a necessidade de expansão do sistema.

A adoção de mecanismos de dupla ou múltipla liquidação prepara o mercado brasileiro para uma eventual transição para um modelo baseado em ofertas. PSR (2020) descreve que para que as ofertas sejam coerentes é importante que o preço de liquidação seja recalculado a cada leilão, melhorando a adequação do sinal econômico repassado aos agentes. Tal dinâmica incentiva a submissão ótima de ofertas e mitiga incentivos à exploração de falhas no desenho de mercado.

3 METODOLOGIA

O presente estudo avalia o uso das ferramentas computacionais oficiais de programação da operação e formação de preços no Brasil a fim de mensurar a capacidade dos *softwares* em modelar de forma realista o balanço hídrico dos reservatórios e a aderência da operação hidrotérmica real com a operação hidrotérmica planejada pelos *softwares*. Devido à complexidade da parametrização do sistema no DESSEM, os estudos serão limitados à execução dos primeiros dois softwares da cadeia de modelos, NEWAVE e DECOMP. Para representar o uso da cadeia de modelos feitos pelas áreas de comercialização dos agentes do setor elétrico, optou-se por simular a versão oficial dos *decks* disponibilizados no site da CCEE. Para os valores verificados da operação do sistema, foram obtidas informações do portal de Dados Abertos do ONS.

A acurácia no cálculo do balanço hídrico depende do quanto o sistema está representado de maneira realista na modelagem das ferramentas computacionais. Como os estudos de planejamento da operação e formação de preço são elaborados *ex-ante*, os desvios observados podem decorrer tanto de imprecisões na representação do sistema quanto da estocasticidade inerente às variáveis de entrada. Para concentrar parte da análise na capacidade de representação do balanço hídrico, os estudos de NEWAVE e DECOMP são executados com substituição de premissas projetadas por valores verificados de hidrologia, carga global, mini e microgeração distribuída e geração dos ativos. Nos casos em que a geração dos ativos é fixada nos valores observados, o DECOMP deixa de ser avaliado como otimizador completo do despacho hidrotérmico e passa a ser utilizado predominantemente como ferramenta de cálculo do balanço hídrico, da alocação hidráulica nas cascatas e da propagação das condições iniciais de reservatório.

Como o NEWAVE possui modelagem totalmente estocástica, as incertezas fazem parte da natureza de sua simulação, assim não serão feitas alterações nos arquivos de entrada. Já no DECOMP, as premissas com incerteza associada serão modificadas para valores verificados nos arquivos de entrada da etapa determinística.

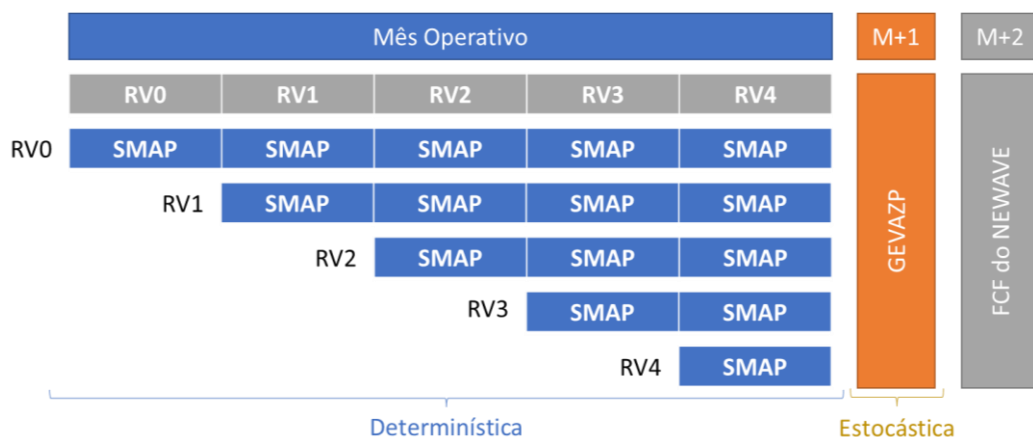
A ferramenta Claude, versão Opus 4.8, foi empregada na revisão textual, com foco na verificação ortográfica e na melhoria da fluidez do texto. Adicionalmente, a referida ferramenta foi utilizada no desenvolvimento e na depuração dos algoritmos computacionais deste trabalho, auxiliando na identificação de erros de sintaxe e na resolução de falhas de implementação. Destaca-se que a produção intelectual e conceitual desta dissertação é de autoria exclusiva do discente.

3.1 Decks de Entrada das Simulações Energéticas

O termo *deck*, traduzido do inglês para português como baralho (conjunto de cartas), é utilizado para descrever o conjunto de arquivos que contêm os parâmetros de entrada das simulações do NEWAVE, DECOMP e DESSEM, e é herdado dos antigos computadores cujos programas eram alimentados com cartões perfurados que continham as instruções ou dados. Atualmente, os parâmetros de entrada das simulações não são cartões perfurados, mas arquivos digitais específicos.

Cada um dos três *softwares* contém uma estrutura própria de como os parâmetros de entrada serão inseridos na simulação, mas em se tratando de simulações energéticas encadeadas, é importante que as informações contidas no *deck* de cada modelo sejam coerentes entre si. Como o presente trabalho se propõe na reanálise da etapa determinística do DECOMP com premissas verificadas, serão detalhadas apenas as estruturas dos arquivos de entrada desse *software*. A Figura 6 apresenta um esquema representativo das semanas operativas e as revisões que o *deck* de DECOMP sofre dentro de um mês operativo.

Figura 6 - Esquema de semanas operativas e revisões dos decks de DECOMP.



Fonte: O Autor (2026).

Da Figura 6, SMAP (*Soil Moisture Accounting Procedure*) é o modelo de transformação de chuva-vazão utilizado oficialmente no mecanismo de formação de preços do Brasil e é o responsável por gerar os arquivos de previsões de hidrologias de entrada para execução do modelo DECOMP.

O APÊNDICE A – ELEMENTOS DO DECK descreve os arquivos que compõem os *decks* e como são modeladas as premissas de execução dos estudos.

3.2 Organização dos Estudos Sequenciais e Encadeadas

Conforme apresentado na Seção 2.1.2, a modelagem tanto do planejamento da operação quanto da formação de preço é feita por meio da execução em cadeia do NEWAVE, DECOMP e DESSEM, acoplados entre si via função de custo futuro. Nos processos do setor elétrico, tanto para fins de programação da operação quanto de formação de preços, as premissas são atualizadas: mensalmente, no Programa Mensal da Operação (PMO), no *deck* do NEWAVE; semanalmente, na revisão semanal do PMO, no *deck* do DECOMP; e diariamente, na Programação Diária da Operação (PDO), no *deck* de DESSEM.

Porém, em estudos prospectivos, é frequente a necessidade de projetar horizontes maiores que os utilizados no processo oficial de formação de preço, sendo necessário o acoplamento temporal de múltiplas execuções de cada um dos *softwares* da cadeia. Para nomear os tipos de acoplamentos dos estudos ao longo do horizonte de análise, além de *deck*, outros dois termos apropriados da ciência da computação serão utilizados para a definição de estudos: lista sequencial e lista encadeada. A distinção se refere ao reaproveitamento (ou não) das condições finais de uma execução como condições iniciais da execução seguinte.

Nos estudos sequenciais, apesar de existir um encadeamento dos softwares em si, não há retroalimentação das projeções endógenas feitas pelos modelos, ou seja, as condições finais calculadas pela otimização de um modelo não serão utilizadas como condições iniciais da simulação seguinte. Dessa forma, a sequência de execução da cadeia de modelos é respeitada, mas as condições iniciais não são reaproveitadas das condições finais da simulação anterior.

Já nos estudos encadeados, mais comuns nos processos de projeção de preços feitos pelas comercializadoras e geradoras a fim de tentar antecipar o despacho e PLD feitos pelo ONS e CCEE, há a retroalimentação das projeções endógenas feitas pelo modelo, sendo as condições finais calculadas por um *deck* utilizadas como condições iniciais na reexecução de um *deck* subsequente.

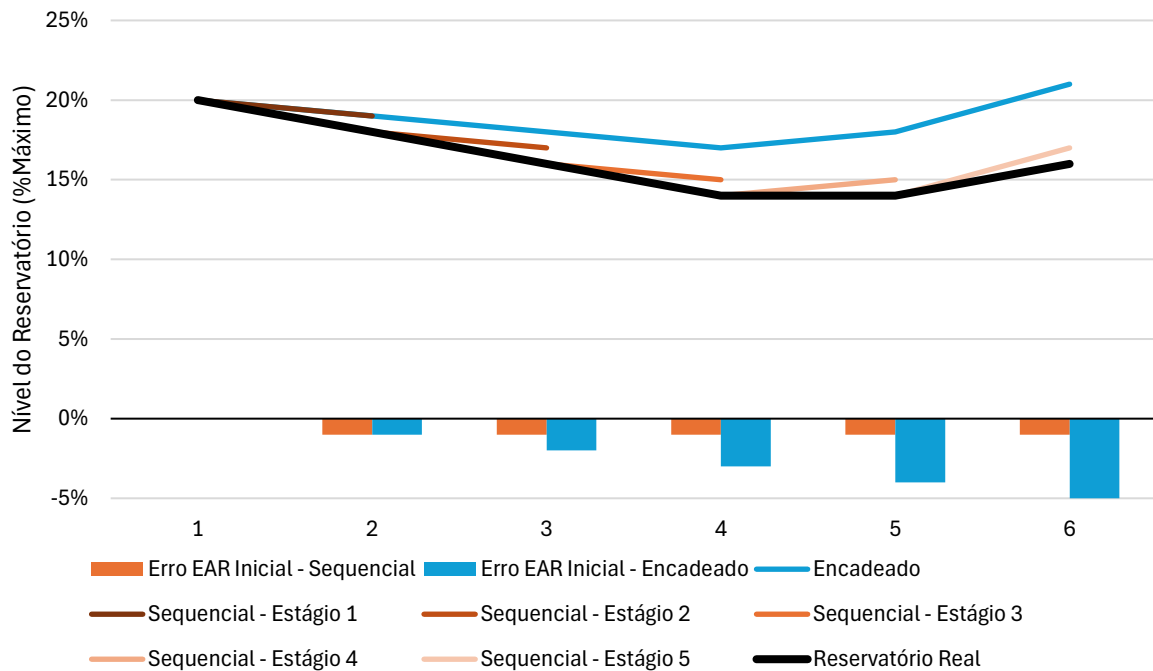
Em estudos encadeados de DESSEM, entre *decks* de diferentes dias são reaproveitadas as condições iniciais de usinas térmicas ligadas (para cálculo do UCT) e o nível de reservatório de cada usina. Já em estudos encadeados de DECOMP, entre semanas a condição inicial reaproveitada é o nível do reservatório calculado pela simulação de balanço hídrico feita pelo *software*. Por fim, em estudos encadeados de NEWAVE, entre meses a condição reaproveitada é a média das 2000 séries de níveis de reservatório calculados ao final do primeiro mês do horizonte de simulação de cada *deck*. Na prática, estudos encadeados somente de NEWAVE não são comuns, pois como o *software* não possui etapa determinística, o cálculo do nível de reservatório é feito com base em séries estocásticas de hidrologia, o que não necessariamente representa a condição hidrológica real do sistema modelado.

Nos estudos encadeados do presente trabalho, como será reexecutado todo o horizonte de 2024, optou-se pela execução encadeada de NEWAVE e DECOMP. Dessa forma, entre semanas o DECOMP subsequente utiliza como condição inicial o nível de reservatório calculado pelo DECOMP da semana anterior, e no início de cada mês do horizonte de planejamento a FCF do NEWAVE é atualizada, reexecutando o *software* e reaproveitando o nível de reservatório calculado pelo último DECOMP executado no mês anterior.

Dessa forma, como em estudos encadeados apenas as condições iniciais do primeiro *deck* são atualizadas com os valores iguais ao do *deck* oficial CCEE, é possível que ocorra a propagação de erro no cálculo das condições iniciais devido a imprecisões na modelagem da operação. Quanto mais longo o estudo encadeado, maior a possível propagação de erro no cálculo das condições iniciais. Por sua vez, nos estudos sequenciais não há reaproveitamento de valores calculados, a condição inicial de partida do modelo é sempre atualizada para os valores verificados, o que diminui o erro no cálculo das condições iniciais da simulação.

A Figura 7 esquematiza o aproveitamento de reservatórios entre simulações de estudos sequenciais e encadeados de DECOMP e compara com o reservatório real de um sistema fictício durante 6 estágios de tempo.

Figura 7 - Comparação entre o reservatório calculado por simulação encadeada e sequencial.



Fonte: O Autor (2026).

A linha preta representa a evolução do nível do reservatório real do sistema fictício durante 6 estágios de tempo. Observa-se um deplecionamento de 2 p.% por estágio entre os estágios um e quatro, uma manutenção do nível do reservatório entre os estágios quatro e cinco e um aumento de 2 p.% entre os estágios 5 e 6.

As linhas em tons de laranja representam o resultado de um estudo sequencial, em que cada estágio foi modelado por um *deck* não encadeado, cujos resultados do cálculo do nível do reservatório final são esquematizados pelas linhas laranjas não contínuas uma das outras (devido ao não encadeamento dos *decks*). Os resultados sequenciais simulam cenários fictícios em que há um erro de +1 p.% entre o cálculo da simulação e o cenário real (barras laranjas) em todos os estágios. Nesse exemplo há um viés em que o modelo consistentemente calcula um reservatório maior que a realidade, pois enquanto entre os estágios um e dois, por exemplo, foi verificado um deplecionamento de 2 p.%, o *deck* de DECOMP do estágio 1 calculou um deplecionamento de apenas 1 p.% para o estágio 2. Essa condição indica que o modelo não calcula de forma exata o balanço hídrico, representando de forma otimista

o uso dos reservatórios. Esse sinal pode ocorrer devido à produtividade das usinas hidroelétricas estar sobrestimada ou devido aos desvios entre as premissas simuladas e a realidade, ambas condições que implicam em uma menor necessidade do consumo dos recursos hídricos na simulação se comparada ao consumo realizado.

A linha azul, por fim, representa o resultado de um estudo encadeado, utilizando os mesmos *decks* dos estágios do estudo sequencial, mas em que há o encadeamento dos resultados, ou seja, o *deck* de um estágio sempre aproveita o resultado do cálculo do nível do reservatório final da simulação do estágio anterior. Dessa forma, o erro entre o resultado da simulação encadeada e a realidade (barra azul) apresenta um efeito acumulado entre o erro de cálculo do balanço hídrico e o erro na condição inicial. O encadeamento dos erros de reservatório implicou em um estágio 6 com erro de -5 p.% entre o calculado na simulação e o verificado.

Cabe destacar que a Figura 7 é uma esquematização que compara um estudo sequencial a um estudo encadeado para fins didáticos, sendo que na prática, ao partir uma simulação com um nível de reservatório diferente (por exemplo, o estágio 2 do *deck* sequencial versus o estágio 2 do *deck* encadeado), os resultados do uso dos recursos hídricos também seriam diferentes, pois sendo a produtividade uma função que varia conforme a altura de queda líquida dos reservatórios (SILVA, 2012), a produtividade equivalente da simulação encadeada seria diferente da simulação sequencial usada como comparação.

3.3 Critérios Utilizados para Análise dos Resultados

O DECOMP é um modelo de otimização energética, mas as grandezas apresentadas em seus arquivos de entrada e saída variam conforme o contexto. Quando se refere à geração, a unidade de medida de energia padronizada em estudos energéticos no Brasil é o MWmed (energia média durante o intervalo de tempo considerado). Para o potencial de geração elétrica armazenada nos reservatórios, utiliza-se como padrão a unidade de energia MWmed-mês (energia média possível de se gerar durante um mês utilizando apenas o volume de água armazenado no reservatório). Já para fins de medição contábil, utiliza-se MWh (energia média em uma hora) (OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2021).

Para mensurar os desvios foram utilizadas as estatísticas de erro, viés (ou ME – Erro Médio, do inglês *Mean Error*), MAE (Erro Absoluto Médio – *Mean Absolute Error*) e MAPE (Erro Percentual Absoluto Médio – *Mean Absolute Percentage Error*).

$$\varepsilon_t^x = x_t - \hat{x}_t \quad (4)$$

$$\bar{\varepsilon}^x = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t) \quad (5)$$

$$MAE^x = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_t - \hat{x}_t| \quad (6)$$

$$MAPE^x = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \quad (7)$$

A Equação 4 descreve que o erro de uma variável x no instante de tempo t é medido pela diferença do valor verificado (x_t) e projetado ($\hat{x}_t$) nesse instante. Para valores estimados/calculados, utiliza-se como notação matemática a ênfase de acento circunflexo (^) sobre a variável. O erro calculado possui a mesma unidade de medida que a variável avaliada.

O erro médio, expresso na Equação 5, é a estatística que representa a média dos erros em todos os n instantes de tempo. Para valores médios, utilizou-se como notação a ênfase de barra horizontal (-) sobre a variável. O termo viés (do inglês, *bias*) também é utilizado para se referir ao erro médio, pois essa estatística calcula a tendência sistemática de erro que o modelo possui, podendo assim ser somado aos resultados do modelo para calcular a estimativa com remoção de viés.

$$\hat{x}_t^{deb} = \hat{x}_t + \bar{\varepsilon}^x \quad (8)$$

A Equação 8 descreve o processo de remoção de viés, na qual $\hat{x}_t^{deb}$ é a estimativa da variável x no instante de tempo t descontada do viés do modelo de projeção (*debiased*).

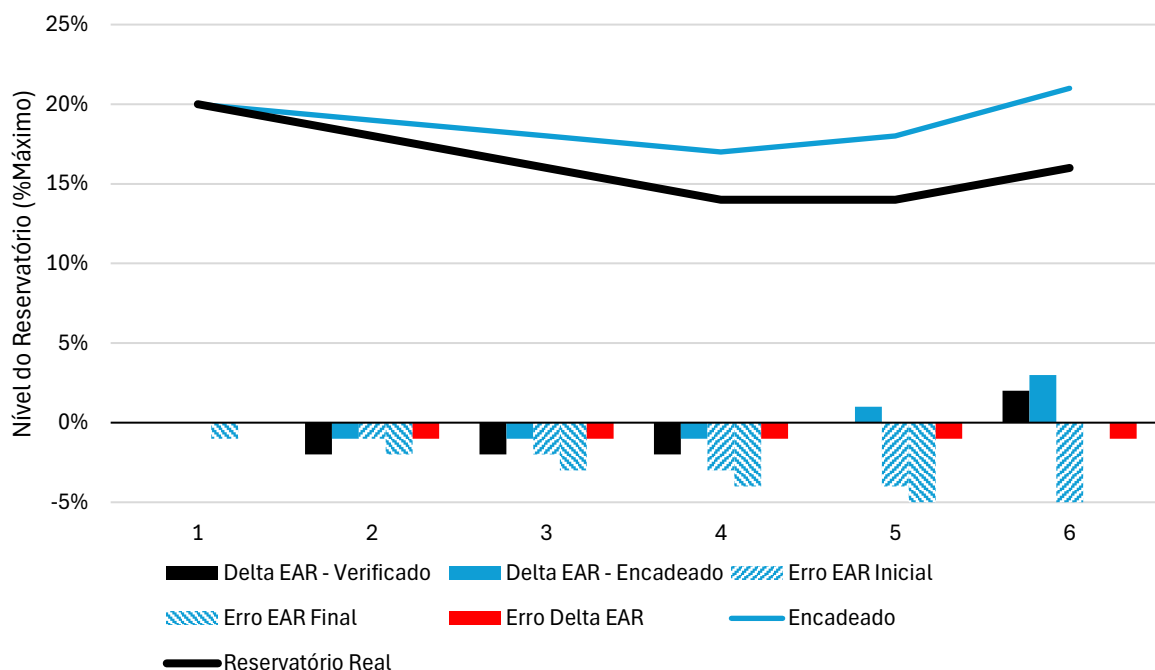
O MAE, descrito na Equação 6, é a média dos módulos dos erros. Utiliza-se essa estatística quando se entende que os erros não são compensatórios. Enquanto no ME, dois erros com mesmo módulo e sinais opostos se anulariam, no MAE os dois erros se somam e contabilizam dois eventos de erro.

Já o MAPE é a medida estatística equivalente à média do módulo dos erros percentuais, sem unidade de medida. Por ser um valor percentual, o MAPE costuma ser utilizado em KPI (Indicador-chave de desempenho – *Key Performance Indicator*) corporativos, pois permite comparar erros e desvios de várias áreas de estudo simultaneamente, ignorando as grandezas físicas inerentes à cada medida.

3.3.1 Erro do DECOMP no cálculo de condições iniciais

Nessa análise, a performance isolada de cada *deck* no cálculo das condições iniciais é separada em dois componentes. O primeiro é o erro associado ao balanço energético, decorrente de desvios entre premissas de entrada (carga e oferta) e valores verificados, que alteram a necessidade de geração hidrelétrica. O segundo é o erro associado ao balanço hídrico, ou seja, à capacidade do DECOMP de calcular corretamente a variação do nível de armazenamento com base nas entradas e saídas de energia dos reservatórios. Para separar esses efeitos, foram definidas relações algébricas que permitem decompor o erro total em parcelas associadas à condição inicial, ao balanço hídrico e ao balanço energético.

Figura 8 - Avaliação do cálculo de reservatório de um estudo encadeado.



Fonte: O Autor (2026).

Para exemplificar de forma didática as parcelas de erro consideradas nessa seção, utilizou-se a Figura 7 como referência para elaborar a Figura 8, que detalha os critérios adotados na avaliação do desempenho do estudo encadeado em calcular o nível dos reservatórios. A notação visual contribui para organizar a decomposição do erro, auxiliando a análise das métricas aplicadas aos resultados das simulações.

A barra preta representa a variação verificada entre o reservatório final e inicial da curva preta (balanço hídrico real).

$$\Delta EAR_{final,inicial} = EAR_{final} - EAR_{inicial} \quad (9)$$

Como nível de reservatório é uma medida que varia em função do tempo, optou-se pela notação que utiliza como subscrito o instante temporal de referência.

Já a barra azul, representa a variação calculada entre o reservatório final e inicial calculados pela simulação (resultado do balanço hídrico calculado).

$$\Delta \widehat{EAR}_{final,inicial} = \widehat{EAR}_{final} - \widehat{EAR}_{inicial} \quad (10)$$

A barra azul com hachura diagonal crescente representa o erro entre o reservatório inicial verificado e o reservatório da simulação (viés de erro na condição inicial de partida da simulação).

$$\varepsilon_{inicial}^{EAR} = EAR_{inicial} - \widehat{EAR}_{inicial} \quad (11)$$

Para a notação de erro, o sobrescrito indica a variável para a qual o erro está sendo calculado e mantém como subscrito o instante temporal de referência.

A barra azul com hachura diagonal decrescente indica o erro do volume final entre a simulação e realidade, seja por erro na condição inicial da simulação ou por erro no cálculo do balanço hídrico.

$$\varepsilon_{final}^{EAR} = EAR_{final} - \widehat{EAR}_{final} \quad (12)$$

Para isolar do erro no cálculo do volume final (12) o efeito do erro de condição inicial (11), a partir da manipulação algébrica das equações, obtém-se o erro entre a variação de reservatório real e simulada, representado pela barra vermelha na Figura 8 e calculado conforme Equação 13.

$$\varepsilon_{final,inicial}^{\Delta,EAR} = \Delta EAR_{final,inicial} - \Delta \widehat{EAR}_{final,inicial} \quad (13)$$

Da Figura 8, o *deck* do estágio 5, por exemplo, calculou um balanço hídrico com aumento de reservatório de +1 p.% (barra azul), porém os valores verificados mediram um balanço hídrico que manteve o reservatório final igual ao inicial (barra preta igual à zero). Dessa forma, o erro entre as variações de reservatório é de -1 p.%, ou seja, a simulação foi 1 p.% mais otimista que a realidade nesse estágio. Assim, a Equação 13 consegue isolar o efeito erro da condição inicial devido ao encadeamento e medir somente o erro de desvio de reservatório que o *deck* calculou nesse estágio.

Nessa dissertação, para ampliar a análise do erro entre as variações de reservatório (Equação 13), definiu-se como metodologia a decomposição dessa variável em duas componentes de erro. Assim, os desvios podem ser justificados tanto pela forma como o DECOMP modela o balanço hídrico quanto por premissas incorretas no cálculo do balanço energético.

$$\varepsilon_{final,inicial}^{\Delta,EAR} = \varepsilon^{BH} + \varepsilon^{BE} \quad (14)$$

Na Equação 14, ε^{BH} representa a parcela de erro proveniente de imprecisões no cálculo do balanço hídrico, expressa em energia armazenada nos reservatórios, seja por possíveis inconsistências no equacionamento do balanço dos reservatórios, seja por representar de forma inadequada a conversão de volume em energia. Para fins de análise de resultados, quanto mais otimista o modelo é no cálculo do balanço hídrico, menor a quantidade de água necessária para atender as restrições da simulação e, portanto, maior a quantidade de água poupada no reservatório.

Já ε^{BE} representa o erro no cálculo do balanço energético, ocasionado por diferenças entre as premissas programadas e os valores verificados da operação. Essa componente tem impacto direto no cálculo da energia armazenada nos reservatórios, pois os desvios nas premissas de carga ou de geração das demais fontes não hídricas (por exemplo geração eólica, solar ou térmica) são compensados por geração hidrelétrica, que nesse contexto atua como variável de folga para a operação do sistema. Quanto maior a geração dessas fontes em relação às premissas programadas, menor será a necessidade de consumo dos reservatórios para que a geração hidrelétrica feche o balanço energético na operação realizada. Nesse contexto metodológico proposto, o erro de balanço energético pode ser representado como o simétrico (de sinal oposto) do erro da geração hidrelétrica.

$$\varepsilon^{GH} = GH - \widehat{GH} \quad (15)$$

$$\varepsilon^{BE} = -1 * \varepsilon^{GH} \quad (16)$$

Por fim, o erro do uso do DECOMP como calculadora do balanço hídrico pode ser isolado ao substituir a Equação 16 na Equação 14.

$$\varepsilon^{BH} = \varepsilon_{final, inicial}^{\Delta, EAR} + \varepsilon^{GH} \quad (17)$$

Dessa forma, a Equação 17 indica o quanto cada *deck* de DECOMP apresentou de erro no cálculo do balanço hídrico, isolando os efeitos de erro no cálculo de condição inicial e de modelagem do balanço energético. Na prática, o erro de balanço hídrico descrito na Equação 17 representa o erro no cálculo de condições iniciais (Equação 12) livre do viés (*debiased*) da parcela associada à imprecisão no reservatório inicial e da parcela de erro no cálculo da geração hidrelétrica.

A simulação descrita na Seção 4.1.1 será a utilizada para medir a acurácia do DECOMP no cálculo de condições iniciais. Na elaboração desse estudo, todas as premissas do balanço energético são substituídas pelos valores verificados, o que minimiza a parcela de erro devido a desvios de geração hidrelétrica. Da mesma forma, as vazões incrementais afluentes são substituídas pelos valores contidos no relatório de dados hidroenergéticos e hidráulicos consolidados, o Acompanhamento das Condições Hidroenergética (ACOMPH) do ONS. Essa configuração permite avaliar o DECOMP atuando predominantemente como um simulador da operação, sem a necessidade de definir o despacho termelétrico, otimizando apenas os fluxos de potência e os fluxos de água nas cascatas.

Assim, como as premissas de geração hidrelétrica total do sistema e as afluições incrementais são substituídas por valores verificados, o resíduo isolado do cálculo de erro de balanço hídrico descrito pela Equação 17 decorre principalmente dos outros termos da equação de continuidade modelada no DECOMP e que não são discretizados na metodologia proposta, como, por exemplo, a evaporação, os usos consuntivos ou as simplificações na conversão volume-energia (*BECKER, KIM e PUMMER, 2024*). O método proposto busca identificar a fonte predominante do desvio no armazenamento, decompondo-o entre condição inicial, balanço energético e balanço hídrico, ainda que não explique isoladamente os mecanismos físicos internos de cada parcela.

3.3.2 Aderência do DECOMP à política de operação

Para a avaliação da aderência do quanto a simulação do DECOMP representa a política de operação realizada pelo ONS são utilizados os *decks* oficiais publicados pela CCEE, definido com o subscrito *ex-ante* (ou *forward*), e os *decks* com premissas verificadas de carga líquida (simulação descrita na Seção 4.1.2), definidos com o subscrito *ex-post* (ou *real-time*). Nessa configuração, o DECOMP atua como o otimizador hidrotérmico de uma operação ideal, sem incertezas nas premissas.

O erro de geração térmica (Equação 18) mensura o quão adequada a política de operação do modelo está em relação ao despacho térmico realizado.

$$\varepsilon^{GT} = GT - \widehat{GT} \quad (18)$$

O erro de geração térmica do *deck ex-ante* indica o quanto a política de operação do ONS é mais conservadora que a planejada pelo modelo, sendo os erros positivos (geração realizada maior que a planejada) interpretados, no contexto dessa métrica, como Geração Fora da Ordem de Mérito (GFOM), que indicam cenários em que o operador opta por despachar termelétricas além das que estão em mérito. De acordo com os Procedimentos de Rede do ONS, o operador pode solicitar o despacho termelétrico fora da ordem de mérito devido a duas origens de segurança distintas.

O primeiro motivo de despacho é o GFOM associado à segurança energética do sistema, cujo objetivo é preservar o armazenamento dos reservatórios além da programação definida pela otimização, indicando uma postura de aversão a risco mais conservadora do que a capturada pela política dos modelos. O segundo motivo de despacho se refere à segurança elétrica, associado a restrições da rede e a limitações na representação do sistema físico, que não são modeladas no problema energético resolvido pela cadeia de modelos.

Os mecanismos de aversão ao risco descritos na Seção 2.1.4, CVaR e VminOp, são calibrados via *backtesting* com o objetivo de minimizar a componente energética do erro de geração térmica (MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA, 2021). Dessa forma, ao medir esse erro é possível avaliar se a parametrização está adequada à operação real executada pelo ONS, com a ressalva de que a parcela originada por segurança elétrica não é passível de correção pela calibração desses mecanismos, por não estar contemplada na modelagem energética.

Também, da saída do modelo, foram avaliados os impactos da aplicação de um mecanismo de dupla liquidação (descrito na Seção 2.2) no mercado brasileiro. Desde 2021, com a implementação do DESSEM na cadeia de modelos de formação de preço, o PLD é calculado a partir da aplicação dos limites regulatórios de piso e teto no CMO horário de saída do *deck* oficial de DESSEM publicado diariamente pela CCEE (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2025). Como os estudos desse trabalho são limitados às simulações encadeadas de NEWAVE e DECOMP, assume-se como PLD a aplicação dos limites regulatórios de piso e teto no CMO semanal do *deck* oficial de DECOMP publicado semanalmente pela CCEE.

No mecanismo de dupla liquidação, há duas filosofias de desenho de mercado que podem ser utilizadas. O preço *spot ex-post* pode ser medido, avaliando o custo unitário da térmica marginal despachado por razão energética, assim como é feito no Chile por exemplo, ou calculado a partir da reexecução da cadeia de modelos de formação de preço com premissas verificadas de carga líquida. A metodologia sugerida pelo projeto Meta II (e utilizada nessa dissertação) é a de cálculo do PLD *ex-post* a partir da reexecução dos *decks* com premissas verificadas. Cada metodologia possui seus prós e contras, listados com detalhamento no projeto Meta II (PSR - Energy Consulting and Analytics, 2020).

Dessa forma, impactos do mecanismo de dupla liquidação serão avaliados a partir da diferença entre o CMO e geração térmica semanal de saída do *deck* oficial CCEE, definido com o subscrito *ex-ante* (ou *forward*), e o CMO e geração térmica semanal do *deck* com premissas verificadas de carga líquida (simulação descrita na Seção 4.1.2), definidos com o subscrito *ex-post* (ou *real-time*). Conforme as equações apresentadas na Figura 4, a receita *ex-ante* é calculada como o produto do preço *ex-ante* e a premissa de geração térmica do *deck* CCEE *ex-ante*, conforme Equação 19.

$$R_{ex-ante} = PLD_{ex-ante} * GT_{ex-ante} \quad (19)$$

Já a receita *ex-post* tem como objetivo compensar o desvio de receita entre o planejamento da operação e a operação real, valorando ao PLD *ex-post* o desvio entre a geração térmica *ex-post* e a premissa de geração térmica *ex-ante*.

$$R_{ex-post} = PLD_{ex-post} * (GT_{ex-post} - GT_{ex-ante}) \quad (20)$$

Quanto maior a receita *ex-post* indicada nos estudos, mais a etapa de dupla liquidação se mostra necessária para corrigir possíveis sinais econômicos indesejados aos agentes do setor elétrico (*PSR - Energy Consulting and Analytics, 2020*).

Destaca-se que o mecanismo de dupla precificação descrito na Consulta Pública nº 218 de 02/03/2026 do MME não visa zerar os ESS por GFOM, pois a receita *ex-post* não ressarce a geração térmica real, mas sim a geração térmica calculada pela otimização do *deck* com premissas de carga líquida verificadas, que ainda pode possuir um erro de geração térmica caso a política de operação do modelo não esteja igual à do ONS. O erro de geração térmica da simulação *ex-post* avalia o quanto ainda existiria de GFOM no mecanismo de dupla precificação proposto.

3.3.3 Erro de estudos encadeados no cálculo de condições iniciais

Para a avaliação dos estudos encadeados foi utilizado o efeito acumulado dos erros ao longo do tempo, pois é importante não só avaliar a imprecisão no cálculo do balanço hídrico do *deck* de um instante de tempo t específico, mas calcular o efeito acumulado que o encadeamento do estudo tem no cálculo do nível do reservatório da simulação ao longo dos n instantes de tempos.

$$\varepsilon_n^{BH} = \sum_{t=1}^n \varepsilon_{final,inicial,t}^{\Delta,EAR} + \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^{GH} \quad (21)$$

Dessa forma, o erro de balanço hídrico acumulado até o instante n será calculado como o somatório dos erros entre as variações de reservatório e o somatório dos erros de geração hídrica, ambos até o mesmo instante n .

O caso de Estudo 9 (encadeado com geração hídrica verificada) descrito na Seção 4.1.3 é o principal avaliado para medir a acurácia do encadeamento de estudos de DECOMP, pois ao substituir as premissas por valores verificados a parcela de erro de geração hídrica da Equação 17 tende a ser próxima de zero. Os demais casos listados no Quadro 1 têm como objetivo sensibilizar e criar robustez para a análise dos resultados, permitindo mensurar o impacto que cada uma das incertezas nas premissas de entrada tem nos resultados da simulação de forma individualizada.

4 DESENHO E EXECUÇÃO DOS ESTUDOS COMPUTACIONAIS

Este capítulo apresenta como os estudos computacionais foram estruturados e executados para atender aos critérios de avaliação definidos no Capítulo 3. A primeira etapa contempla as simulações energéticas realizadas com modelos de otimização, nas quais são organizados os estudos sequenciais, os estudos voltados à programação da operação e os estudos encadeados. Posteriormente, são descritas as simulações baseadas em machine learning, utilizadas como referência complementar para comparação dos resultados.

4.1 Simulações Energéticas via Modelos de Otimização

Os *decks* utilizados nas simulações energéticas do ONS e CCEE são públicos e disponibilizados diariamente nos sites oficiais dos agentes. Para o presente trabalho, foi feito o *download* dos *decks* de NEWAVE e DECOMP disponibilizados no site Acervo CCEE. Esses *decks* serão utilizados como referência dos estudos, pois a partir deles foram extraídas as premissas utilizadas no processo de formação de preço oficial e os resultados *ex-ante*.

Os *decks* oficiais serviram como insumo para a montagem das simulações utilizadas para avaliar a performance do DECOMP no cálculo de condições iniciais, a aderência da programação ótima calculada pelo DECOMP à política de operação do ONS e o desempenho de estudos encadeados no cálculo de condições iniciais no longo prazo. As modificações de *deck* foram feitas alterando os arquivos apenas na primeira semana da etapa determinística do DECOMP (primeira semana – S0 – do mês vigente do horizonte de operação do *deck*, ou M0), manteve-se a incerteza das premissas a partir da segunda semana do M0 (S+1) e na etapa estocástica (segundo mês do horizonte de operação do *deck*, ou M+1).

4.1.1 Simulações de DECOMP para o cálculo de condições iniciais

Para avaliar a performance do DECOMP no cálculo de condições iniciais, todas as premissas de entrada dos *decks* oficiais CCEE foram substituídas pelos

valores verificados. Nesse estudo, além de atualizar todas as variáveis de incerteza do balanço energético e as previsões de vazões, também é atualizado o volume inicial dos reservatórios por executar os *decks* de DECOMP de forma sequencial.

Após a execução com as premissas verificadas, o desvio entre o volume de água nos reservatórios calculados ao final do período de estudo e o volume de água medido nos reservatórios permite mensurar a imprecisão dos modelos no cálculo do balanço hídrico. Nessa configuração, tanto as premissas do balanço energético quanto as premissas do balanço hídrico foram modificadas pelos valores verificados e a geração térmica é imposta conforme a operação realizada, o que reduz o grau de liberdade do problema hidrotérmico e limita a otimização à alocação hidráulica nas cascatas, respeitadas as restrições representadas no *deck*. Assim, o desvio observado é interpretado como uma aproximação do erro residual associado à modelagem do balanço hídrico e ao cálculo de volumes armazenados, dadas as limitações de representação do DECOMP.

Ao rodar o DECOMP com todas as premissas verificadas, o *software* passa a atuar predominantemente como um simulador da operação, otimizando apenas os fluxos de potência e os fluxos de água nas cascatas, mas sem o controle da otimização hidrotérmica. Dos resultados desses estudos, é possível aferir a acurácia do modelo DECOMP para cálculo de condições iniciais (reservatório) e inferir se há algum viés do modelo de subutilização ou sobreutilização dos recursos hídricos em relação à realidade ou se há perfis sazonais típicos de desvios entre a simulação/realidade.

4.1.2 Simulações de DECOMP para a programação da operação

A aderência entre a operação planejada e a aplicada pelo ONS depende não só do quão bem as ferramentas computacionais representam o sistema real, mas também se o planejamento é capaz de emular os vieses de operação do ONS através de políticas de segurança e variáveis de aversão ao risco no problema de otimização.

Para avaliar a aderência à política de operação, primeiramente são avaliados os *decks* oficiais publicados pela CCEE com a condição inicial utilizada no momento de execução do processo de formação de preço, comparando o desvio entre

a operação *ex-ante*, que contém incertezas nas premissas de entrada, com os valores verificados de geração térmica, permitindo mensurar a aderência entre o despacho realizado pelo operador com o planejamento sob incertezas.

Adicionalmente, para avaliar a aderência da operação hidrotérmica calculada a partir da otimização do DECOMP, todas as premissas, exceto a geração termelétrica individual de cada usina, foram substituídas pelos valores verificados. Nessas simulações, além de atualizar as premissas de carga, MMGD, UNSI, as previsões de vazões, também é atualizado o volume inicial dos reservatórios por executar os *decks* de DECOMP de forma sequencial. Como o despacho térmico não foi fixado, o modelo ainda é responsável por fazer a otimização hidrotérmica, mas todas as demais variáveis de incerteza foram preenchidas por valores verificados. Dessa forma, o resultado reflete a operação ótima teórica (dadas as premissas realizadas e dadas as limitações de modelagem do DECOMP).

Nessa configuração, o DECOMP atua majoritariamente como um otimizador hidrotérmico *ex-post*, o que permite mensurar os impactos das incertezas nas premissas de entrada na operação real e calcular os fluxos financeiros de uma etapa de dupla liquidação. As variáveis monitoradas serão a geração térmica total, o custo imediato da operação, o custo futuro da operação, o custo total da operação e variável dual das funções de custo futuro, no caso, o PLD.

4.1.3 Simulações de estudos encadeados

Nos estudos encadeados, as condições iniciais calculadas pelo *deck* de uma semana anterior retroalimentam o *deck* seguinte, não sendo o volume inicial atualizado para os valores reais entre semanas de simulação. Dessa forma, há a propagação de erro no cálculo do volume de água armazenado, e sendo a função de produtividade das hidrelétricas variável em função da altura de queda líquida (SILVA, 2012), o erro de nível de reservatório também é propagado para erros no cálculo dos valores de produtividade equivalente das usinas na otimização hidrotérmica.

No Quadro 1 estão listados os estudos encadeados simulados no presente estudo. Para as simulações encadeadas, utiliza-se o modelo como ferramenta para

cálculo das condições iniciais da semana seguinte, dessa forma o reservatório da semana seguinte será reaproveitado do resultado da simulação da semana anterior.

Quadro 1 - Lista de estudos encadeados simulados.

Número	Tipo	Caso de Estudo
1	Encadeado	CCEE Oficial
2	Encadeado	ENA Verificada
3	Encadeado	Geração Térmica Verificada
4	Encadeado	UNSI e GD Verificadas
5	Encadeado	Carga Verificada
6	Encadeado	Carga Líquida Verificada
7	Encadeado	Balanço Energético Verificado
8	Encadeado	Carga Líquida + ENA Verificada
9	Encadeado	Balanço Energético + ENA Verificada

Fonte: O Autor (2026).

Os estudos 1 ao 9 foram elaborados para que, de forma evolutiva, as premissas de entrada do *deck* de referência publicado pela CCEE sejam substituídas por valores verificados. Com isso, torna-se possível quantificar o impacto de cada grupo de premissas sobre o cálculo das condições iniciais e sobre a propagação de erros em simulações encadeadas.

Estudo 1 – Encadeado CCEE Oficial: Execução encadeada do *deck* oficial CCEE, sem modificações nos arquivos de entrada. A diferença em relação à simulação da CCEE está na condição inicial. No estudo, a partir da primeira semana o volume inicial passa a ser encadeado com o calculado no *deck* da simulação anterior, enquanto o reservatório do *deck* oficial CCEE é atualizado com o verificado.

Estudo 2 – Encadeado ENA Verificada: Estudo 1, modificando-se o arquivo de previsão de vazões naturais do DECOMP (prevs.rvX) de cada *deck* com as vazões médias semanais verificadas em cada uma das usinas hidroelétricas modeladas individualmente.

Estudo 3 – Encadeado Geração Térmica Verificada: Estudo 1, modificando-se o Cadastro de UTE (Bloco CT) no arquivo de dados gerais do DECOMP (dadger.rvX) e o despacho de térmicas GNL no arquivo dadgnl.rvX de cada *deck*. Nessa simulação, a geração térmica é fixada igual à média mensal verificada por patamar e para cada usina termelétrica modelada individualmente. Para isso, substituem-se tanto os valores de inflexibilidade (que representam a geração mínima)

quanto os de disponibilidade (que representam a geração máxima) pelos valores realizados de geração, o que remove a liberdade do despacho térmico da otimização.

Estudo 4 – Encadeado UNSI e GD Verificadas: Estudo 1, modificando-se a Geracao em pequenas usinas fora do despacho centralizado (Bloco PQ) no arquivo dadger.rvX de cada *deck* com a geração média semanal verificada por patamar, por subsistema e para cada uma das fontes de geração (Pequenas Centrais Hidrelétricas – PCH, Pequenas Centrais Termelétricas – PCT, Centrais Eólicas e Centrais Solares). As fontes de geração são discretizadas entre geração conectada à rede básica e à rede de distribuição (Geração Distribuída – GD).

Estudo 5 – Encadeado Carga Verificada: Estudo 1, modificando-se a Carga dos subsistemas (Bloco DP) no arquivo dadger.rvX de cada *deck* com a carga global média semanal verificada por patamar e por subsistema (Sudeste, Sul, Nordeste e Norte). Nesse bloco, utiliza-se o valor verificado da Carga com MMGD.

Estudo 6 – Encadeado Carga Líquida Verificada: Combinação do Estudo 4 e Estudo 5, ou seja, modificando tanto a Carga dos subsistemas (Bloco DP) quanto a Geracao em pequenas usinas fora do despacho centralizado (Bloco PQ) no arquivo dadger.rvX de cada *deck* com os valores verificados. Essa configuração atualiza com os valores verificados todas as premissas de Carga Líquida, que é a carga que efetivamente precisa ser atendida pela otimização hidrotérmica. (SILVA, 2012)

Estudo 7 – Encadeado Balanço Energético Verificado: Combinação do Estudo 6 e Estudo 3, ou seja, modificando tanto a Carga Líquida (Blocos DP e PQ) quanto o Cadastro de UTE (Bloco CT) no arquivo dadger.rvX e o despacho de térmicas GNL no arquivo dadgnl.rvX de cada *deck* com os valores verificados. Nessa configuração, todas as premissas do balanço energético são substituídas pelos valores verificados, dessa forma, a Geração Hídrica de saída do estudo também será igual ao valor verificado, pois não há mais nenhuma variável de folga disponível para flexibilização da geração hídrica pelo modelo. Na prática, não é necessário a otimização hidrotérmica, apenas será feita a otimização do uso das usinas das cascatas, mas mantendo a Geração Hídrica total simulada fixa e igual à geração real.

Estudo 8 – Encadeado Carga Líquida + ENA Verificada: Combinação do Estudo 6 e Estudo 2, ou seja, modificando tanto a Carga Líquida (Blocos DP e PQ) no arquivo dadger.rvX quanto as previsões de vazões no arquivo prevs.rvX de cada *deck*

com os valores verificados. Nessa configuração, o modelo ainda é responsável por fazer a otimização hidrotérmica. Esse é o estudo cujo resultado tende a refletir a operação ótima do sistema sem incertezas associadas às premissas de entrada.

Estudo 9 – Encadeado Balanço Energético + ENA Verificada:

Combinação do Estudo 7 e Estudo 2, ou seja, modificando tanto todas as premissas do balanço energético (Blocos DP, PQ e CT) no arquivo *dadger.rvX* e de térmicas GNL no arquivo *dadgnl.rvX* quanto as previsões de vazões no arquivo *prevs.rvX* de cada *deck* com os valores verificados. Nessa configuração, todas as premissas do balanço energético (*dadger.rvX*) quanto o incremental energético do balanço hídrico (*prevs.rvX*) foram modificados pelos valores verificados. Dessa forma, assim como no Estudo 7, o modelo não é mais responsável pela otimização hidrotérmica, apenas pela otimização das cascatas. Esse é o estudo com a modelagem mais restrita do problema de otimização e o resultado tende a refletir, sobretudo, limitações de modelagem do balanço hídrico e das restrições hidráulicas representadas no DECOMP.

4.2 Simulações Energéticas via Machine Learning

As simulações via *machine learning* não têm como objetivo propor a substituição dos modelos oficiais de planejamento da operação, nem reproduzir integralmente suas restrições físicas, regulatórias e econômicas. Seu papel neste trabalho é servir como *benchmark* empírico complementar para avaliar, sob uma abordagem alternativa e simplificada, a dificuldade de reproduzir a dinâmica das condições operativas do SIN. Para isso, são utilizadas técnicas de *machine learning* com o pacote *scikit-learn*, em especial o método de *gradient boosting*, disponível na biblioteca *GradientBoostingRegressor*. Esse método baseia-se na construção sequencial de modelos de regressão do tipo *ensemble*, nos quais cada novo estimador é ajustado para corrigir os erros residuais do conjunto anterior, permitindo modelar relações não lineares entre variáveis (PEDREGOSA et al., 2011).

Essa característica torna o método adequado para a representação da dinâmica operacional do sistema hidrotérmico, que envolve relações complexas entre carga, geração hidráulica, geração termelétrica, intercâmbios entre subsistemas e níveis de armazenamento. O modelo de *machine learning* recebe como variáveis exógenas para início das simulações os valores verificados de carga, geração eólica,

geração solar e ENA bruta. Foram adicionadas ao algoritmo as equações de balanço energético (1) e de balanço hídrico (2), além das restrições de volume mínimo operativo (V_{minOp}) e nível máximo de capacidade de armazenamento dos reservatórios. Como resultado, a biblioteca *GradientBoostingRegressor* fez a projeção endógena dos valores de geração hídrica, geração termelétrica, intercâmbio entre subsistemas e quantidade de energia armazenada nos reservatórios equivalentes.

Uma vez que o ano de 2024 foi definido como período de validação das projeções, os algoritmos de *machine learning* foram treinados exclusivamente com as observações de 2023. Essa estratégia preserva a ordem temporal das amostras e assegura que informações do período avaliado não sejam utilizadas na etapa de treinamento (evitando o vazamento dos valores verificados). Foram adotados os hiperparâmetros padrão da implementação *GradientBoostingRegressor* da biblioteca *scikit-learn*, correspondentes a 100 estimadores ($n_estimators = 100$), taxa de aprendizado de 0,1 ($learning_rate = 0.1$) e profundidade máxima de três níveis nas árvores de regressão utilizadas como estimadores base ($max_depth = 3$) (PEDREGOSA et al., 2011). Não foi realizado procedimento formal de otimização de hiperparâmetros, uma vez que o objetivo do modelo não consistiu em maximizar seu desempenho preditivo, mas em fornecer uma referência comparativa para a avaliação dos resultados obtidos das simulações energéticas via modelos de otimização.

As projeções são realizadas em base semanal, de forma sequencial ao longo do horizonte de estudo, adotando-se estratégias de previsão do tipo *walk-forward*, nas quais o horizonte avança passo a passo e o conjunto de informações disponíveis é atualizado a cada iteração. Duas abordagens distintas de atualização do histórico são avaliadas, conforme descrito nas subseções a seguir.

4.2.1 Previsão sequencial com atualização de dados verificados (Reveal)

Na abordagem de previsão sequencial com atualização de dados verificados, também classificada como *walk-forward* com atualização *ex-post*, o modelo realiza previsões semanais utilizando, a cada etapa, apenas as informações efetivamente observadas até o período imediatamente anterior. Após a conclusão de cada semana de operação, as variáveis endógenas do sistema (geração hidráulica, geração térmica, intercâmbio entre subsistemas e energia armazenada nos

reservatórios) são atualizadas com seus valores verificados, passando a compor o histórico disponível para a projeção da semana seguinte.

Esse procedimento de substituição sistemática das previsões pelos dados realizados caracteriza o mecanismo de *reveal* (do inglês revelar), no qual o estado do sistema é atualizado de forma *ex-post*, evitando a retroalimentação do modelo com valores previstos. Dessa forma, essa metodologia elimina a propagação acumulada de erros ao longo do horizonte de previsão, permitindo isolar o erro associado exclusivamente à decisão de previsão de cada etapa e aproximando a simulação computacional da prática adotada em processos operativos reais, como aqueles conduzidos pelo ONS e CCEE. Porém, essa metodologia de *reveal* é utilizada majoritariamente em estudos de *backtesting* para avaliar a performance histórica do modelo de previsão, pois em cenários práticos a necessidade de previsão de variáveis surge justamente quando não há a disponibilidade dos dados verificados.

4.2.2 Previsão sequencial recursiva (Walk-Forward tradicional)

A abordagem de previsão sequencial recursiva é a maneira tradicional de execução do método *walk-forward*. Nesse procedimento o modelo avança o horizonte de previsão de forma incremental, mas sem o *reveal* dos valores verificados. Assim, as projeções obtidas para cada semana passam a ser utilizadas como entradas para as etapas subsequentes, de modo que os valores previstos de geração hidráulica, geração térmica, intercâmbio e armazenamento substituem os valores observados no conjunto de informações disponíveis. Como consequência, essa abordagem está sujeita à propagação de erros ao longo do horizonte, uma vez que desvios introduzidos em uma etapa influenciam cumulativamente as previsões subsequentes.

A estratégia recursiva é a mais utilizada em situações práticas de previsão de séries temporais, especialmente quando os dados futuros realizados não estão disponíveis no momento da simulação. A comparação entre a previsão recursiva e a abordagem com atualização por dados verificados permite avaliar quantitativamente o impacto da retroalimentação por previsões na qualidade das projeções.

5 DESENVOLVIMENTO DE FERRAMENTAS AUXILIARES

Para auxiliar a elaboração e análise dos estudos descritos na Seção 4.1, foi necessário desenvolver ferramentas computacionais auxiliares para coletar dados verificados da operação, ler e organizar os arquivos de entrada dos modelos, modificar *decks* do DECOMP com premissas verificadas, ler os resultados das simulações e consolidar as informações em painéis de análise. As subseções a seguir descrevem essas ferramentas e sua finalidade na metodologia.

5.1 Algoritmo de busca dos dados verificados da operação do SIN

Para construir os estudos substituindo as premissas para valores verificados foi necessário buscar do site de Dados Abertos do ONS (*OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO*, 2021) os valores verificados das variáveis de operação do SIN. Foi desenvolvido um algoritmo que faz o ETL (Extração, Transformação e Carregamento, do inglês *Extract, Transform and Load*) das tabelas de Balanço de Energia nos Subsistemas, Geração Térmica por Motivo de Despacho e ENA Diário por Subsistema, preparando os dados para os demais algoritmos e *dashboards*. Também foi necessário desenvolver um ETL para o relatório de Acompanhamento das Condições Hidroenergéticas do SIN (ACOMPH), um Excel com frequência de publicação diária e que contém as variáveis de operação de todas as usinas hidrelétricas despachadas centralizadamente no Brasil.

No conjunto de dados Balanço de Energia nos Subsistemas constam informações verificadas de carga e oferta de energia em periodicidade horária por subsistema. A oferta é representada pelos valores de geração das usinas hidráulicas, térmicas, eólicas e fotovoltaicas, em MWmed (*OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO*, 2021). Esses dados foram utilizados no Algoritmo para modificação dos *decks* de entrada do DECOMP para edição da carga dos subsistemas (bloco 6) e da geração solar e eólica (bloco 9) no arquivo *dadger.rvX* e no Dashboard para comparação dos estudos encadeados para comparar se as modificações dos dados de balanço energético das simulações estão iguais aos valores verificados.

Já no conjunto de dados Geração Térmica por Motivo de Despacho constam dados programados e verificados de geração de usinas térmicas despachadas pelo ONS por motivo de despacho em base horária (*OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2021*). Esses dados foram utilizados no Algoritmo para modificação dos decks de entrada do DECOMP para edição da geração térmica das usinas individualizadas no cadastro de UTE (bloco 4) e da geração de pequenas centrais termelétricas (bloco 9) no arquivo dadger.rvX.

Por fim, no conjunto de ENA Diário por Subsistema constam dados das grandezas de energia natural afluyente (ENA) dos reservatórios com periodicidade diária por Subsistemas (*OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2021*). Esses dados foram utilizados no Dashboard para comparação dos estudos encadeados, avaliando se as modificações dos dados de previsões vazão do arquivo prevs.rvX resultaram em simulações com ENA Bruta iguais aos valores verificados.

5.2 Algoritmos para leitura dos decks de entrada

Para ler os arquivos de entrada da cadeia de *softwares* do CEPEL foi utilizado como ferramenta de suporte as bibliotecas *inewave* (*ALVES, 2025*), *idecomp* (*ALVES, 2025*) e *idessem* (*ALVES, 2025*). Com o auxílio das bibliotecas, foram desenvolvidas funções específicas para o ETL dos *decks* de cada *softwares*.

Para o NEWAVE, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas nos arquivos de Dados Gerais (dger.dat), Despacho Antecipado de Térmicas (adterm.dat), Cargas Adicionais (c_adct.dat), Configurações das Classes Térmicas (clast.dat), Configurações das Hidrelétricas (confhd.dat), Configurações das Termelétricas (conft.dat), Expansão das Hidrelétricas (exph.dat), Expansão das Termelétricas (expt.dat), Subsistemas de Energia (sistema.dat), Reservatórios Equivalentes de Energia (ree.dat) e Dados de Usinas Termelétricas (term.dat).

Para o DECOMP, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas no arquivo de Dados Gerais (dadger.rvX) nos blocos de Cadastro de UTE (bloco 4), Carga dos subsistemas (bloco 6), Geração em pequenas unidades fora do despacho centralizado (bloco 9), Volume de espera (bloco

21), Restrições de volume armazenado (bloco 35) e Restrições de vazão defluente (bloco 36).

Para o DESSEM, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas nos arquivos de Dados Gerais (entdados.dat), Opções de execução e condições operativas das unidades geradoras termelétricas (operut.dat), Fontes Renováveis e Não-simuladas (renovaveis.dat) e Características das usinas termelétricas (termdat.dat).

O algoritmo transforma todas as informações lidas nos *decks* de cada *software* e salva no formato de banco de dados, permitindo que sejam visualizados na Seção 5.5 Dashboard para análise dos *decks* de entrada.

5.3 Algoritmo para modificação dos decks de entrada do DECOMP

As edições dos dados de entrada do DECOMP foram divididas em dois algoritmos, um que modifica os blocos do arquivo de Dados Gerais (dadger.rvX) e de Despacho Antecipado de térmicas GNL (dadgnl.rvX) e outro que modifica o arquivo de previsão de vazões naturais do DECOMP (prevs.rvX). Para modificação dos arquivos de DECOMP não foram utilizadas a biblioteca de suporte idecomp, embora ela possua módulos de edição (ALVES, 2025).

Para os arquivos dadger.rvX e dadgnl.rvX, foi desenvolvida uma biblioteca com métodos específicos para modificar cada um dos blocos descritos no Quadro 2. O código lê os bancos de dados com valores verificados resultantes da Seção 5.1 e, para cada variável, faz a busca cega do mnemônico correspondente no arquivo dadger.rvX ou dadgnl.rvX. Identificado o mnemônico, o algoritmo localiza as colunas que contêm os registros de premissas e os modifica com os valores verificados. A seguir é descrito como cada bloco é atualizado pelo algoritmo:

Carga dos subsistemas (Bloco DP): busca o mnemônico DP no arquivo dadger.rvX e altera as colunas, por patamar, da primeira semana do horizonte de operação do *deck* com valores verificados de Carga com MMGD obtidos diretamente da tabela de dados Balanço de Energia nos Subsistemas.

Geracao em pequenas usinas sem despacho centralizado (Bloco PQ): busca o mnemônico PQ no arquivo dadger.rvX e altera as colunas, por patamar, da

primeira semana do horizonte de operação do *deck*, discretizadas por um mnemônico auxiliar que identifica o tipo de fonte e se está conectado à rede básica ou a rede de distribuição (GD). Os valores verificados de geração em centrais solares (mnemônico auxiliar UFV) e centrais eólicas (mnemônico auxiliar EOL) são obtidos diretamente da tabela de dados Balanço de Energia nos Subsistemas. Os valores verificados de pequenas centrais termelétricas (mnemônico auxiliar PCT) são obtidos de forma indireta a partir da subtração da geração térmica total, presentes na tabela Balanço de Energia nos Subsistemas, e da soma da geração de todas as usinas térmicas despachadas de forma centralizada pelo ONS, presentes na tabela Geração Térmica por Motivo de Despacho. A geração térmica não centralizada é calculada como a diferença entre geração térmica total e geração térmica centralizada. Destaca-se que as tabelas obtidas dos Dados Abertos do ONS não discretizam a geração da rede básica com a GD, dessa forma, populou-se com valores verificados os registros de geração na rede básica e com zero os registros de geração solar distribuída (mnemônico auxiliar UFVgd), geração eólica distribuída (EOLgd) e geração de pequenas centrais térmicas distribuídas (PCTgd). Por fim, não há informação de PCH verificada em nenhuma das duas tabelas, dessa forma, essa foi a única premissa que não teve seus valores alterados para os verificados, mantendo-se inalterados os registros de geração em pequenas centrais hidrelétricas (mnemônico auxiliar PCH) e pequenas centrais hidrelétricas distribuídas (mnemônico auxiliar PCHgd).

Cadastro de UTE (Bloco CT): busca o mnemônico CT no arquivo *dadger.rvX* e altera as colunas, por patamar, tanto da inflexibilidade quanto de disponibilidade, da primeira semana do horizonte de operação do *deck* com valores verificados de geração térmica obtidos diretamente da tabela Geração Térmica por Motivo de Despacho, discretizados por usina.

Despacho Antecipado de Térmicas GNL (*dadgnl.rvX*): busca o mnemônico TG no arquivo *dadgnl.rvX* e altera as colunas, por patamar, tanto da inflexibilidade quanto de disponibilidade, da primeira semana do horizonte de operação do *deck* com valores verificados de geração térmica de usinas GNL obtidos diretamente da tabela Geração Térmica por Motivo de Despacho, por usina.

Previsão de vazões naturais (*prevs.rvX*): foi desenvolvido um script que busca os valores verificados de vazão da tabela de Acompanhamento das Condições

Hidroenergéticas resultante da Seção 5.1 e os atualiza conforme a formatação tabular do arquivo *prevs.rvX*, que contém a informação de previsão de vazão natural média semanal individualizada por cada uma das UHE do SIN.

5.4 Algoritmo para leitura dos resultados das simulações

Para ler os arquivos de saída da cadeia de *softwares* do CEPEL foi utilizado como ferramenta de suporte as bibliotecas *inewave* (ALVES, 2025), *idecomp* (ALVES, 2025) e *idessem* (ALVES, 2025). Com o auxílio das bibliotecas, foram desenvolvidas funções específicas para o ETL dos *decks* de cada *softwares*.

Para o NEWAVE, lê-se os arquivos de saída do NWLISTOP, aplicativo anexo ao NEWAVE e responsável de processar e listas as séries estocásticas resultantes da simulação. Para leitura dos arquivos do NWLISTOP, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas nos arquivos de séries estocásticas de saída Custo Marginal Médio por Subsistema (*cmarg-med.out*), Energia Natural Afluente por Subsistema (*eafbm.out*), Energia Armazenada por Subsistema (*earmfp.out*), Geração Hídrica por Subsistema (*ghtotm.out*) e Geração Térmica por Subsistema (*gttot.out*).

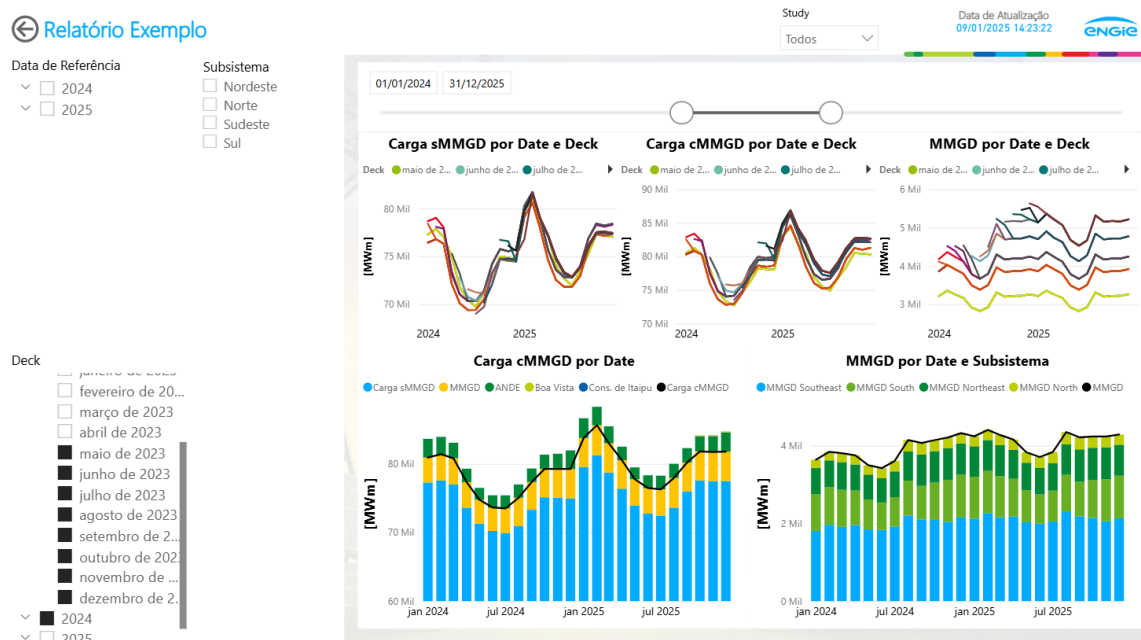
Para o DECOMP, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas no arquivo de saída Relatório da Operação (*relato.rvX*) nos blocos de Balanço Energético, CMO Médio por Subsistema, Relatório de Convergência, Dados de Mercado, Dados Térmicos, Disponibilidades Térmicas, Custo de Operação e Valor Esperado, ENA de Acoplamento (etapa determinística), ENA de Acoplamento (etapa estocástica), Energia Armazenada por Subsistema, Relatório de Operação Hídrica Individualizado e Relatório de Operação Térmica Individualizado.

Para o DESSEM, foi desenvolvida uma biblioteca específica com métodos que leem as informações contidas nos arquivos de saída Operação das Unidades Hidráulicas (*pdo_hidr.dat*), Operação das Unidades Térmicas (*pdo_term.dat*) e Operação do Sistema Energético (*pdo_sist.dat*).

5.5 Dashboard para análise dos decks de entrada

O algoritmo descrito na Seção 5.2 foi executado para o ETL de todos os *decks* oficiais publicados pela CCEE desde janeiro de 2020. Do resultado, foram desenvolvidos *dashboards* para a análise das premissas de cada um dos *softwares* de cadeia de modelos de formação de preço.

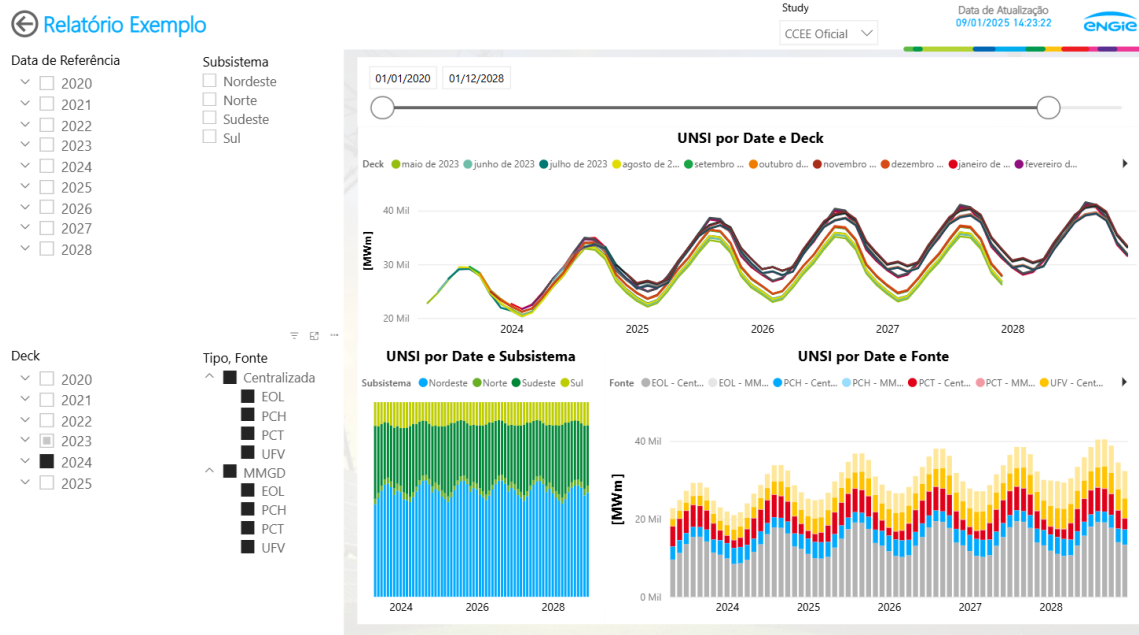
Figura 9 - Acompanhamento das premissas de projeção de carga e MMGD.



Fonte: O Autor (2026).

Com o *dashboard* dos dados de entrada dos *softwares*, conforme Figura 9, é possível verificar a atualização das projeções de carga no horizonte de operação em cada publicação mensal dos *decks* pela CCEE. Na Figura 10 é exibido o esquema para comparação entre *decks* CCEE das premissas de projeção de geração eólica, solar, de pequenas centrais térmicas e pequenas centrais hidrelétricas, tanto conectadas na rede básica (centralizada) ou na rede distribuída (MMGD).

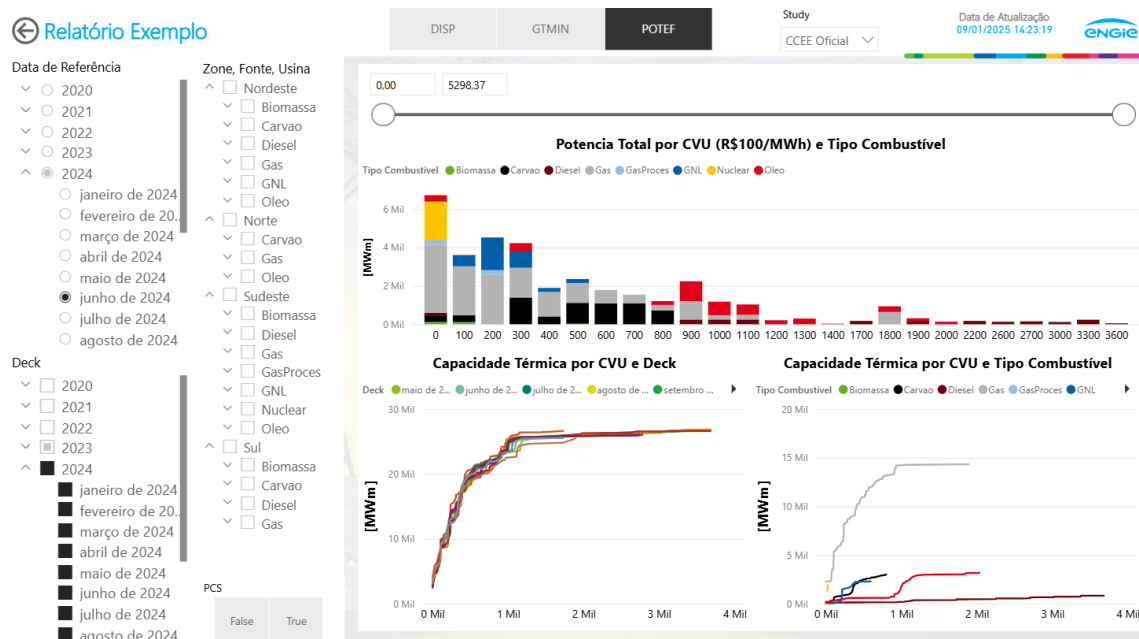
Figura 10 - Acompanhamento das premissas de projeção de UNSI.



Fonte: O Autor (2026).

A Figura 11 permite comparar os Custos Variáveis Unitários (CVU) das diferentes fontes de geração termelétrica e analisar de forma quantitativa a quantidade de térmicas em mérito para um determinado CMO (uma térmica está em mérito quando seu CVU é menor que o CMO oficial publicado pelo ONS).

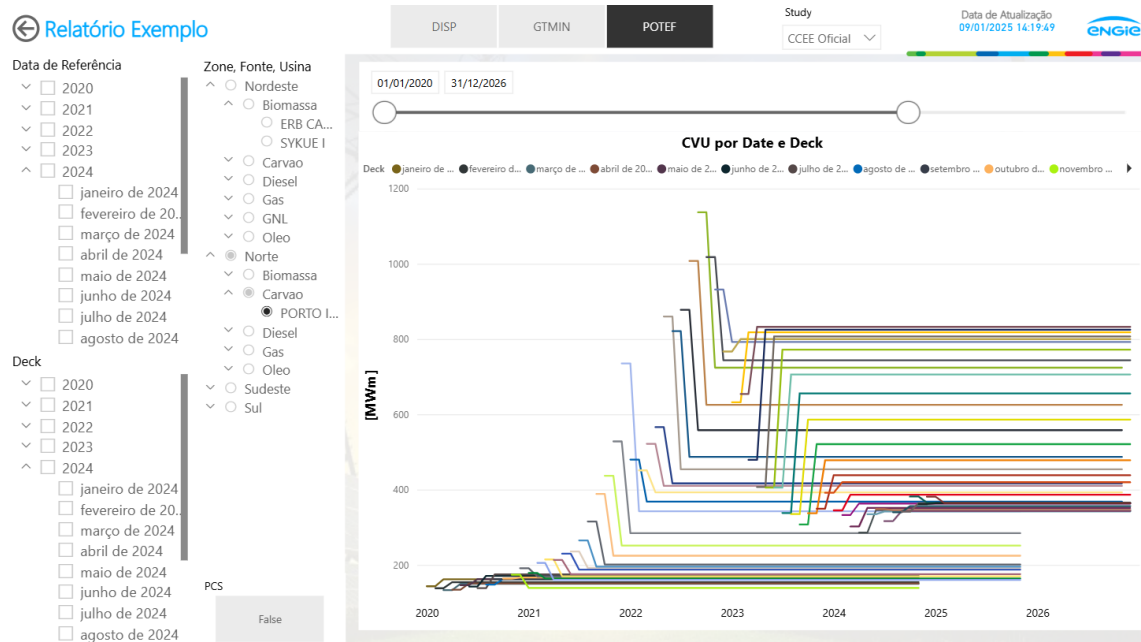
Figura 11 - Capacidade instalada de térmicas ordenada por CVU.



Fonte: O Autor (2026).

Por fim, a Figura 12 apresenta um acompanhamento das publicações de CVU dos agentes termelétricos feitas pela CCEE.

Figura 12 - Acompanhamento das atualizações de CVU conjuntural e estrutural.



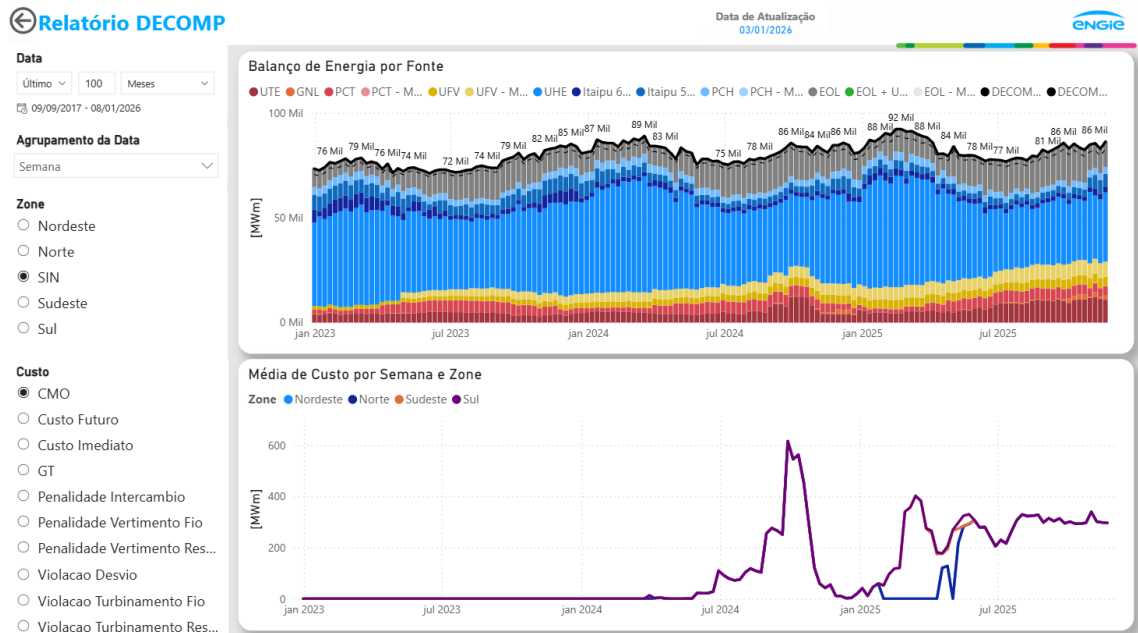
Fonte: O Autor (2026).

Nos primeiros dois meses subsequentes à data de referência do estudo há maior volatilidade dos custos devido à metodologia de cálculo de CVU conjuntural, que considera a variação da cotação dos combustíveis. Já do terceiro mês em diante os preços se mostram mais estáveis, pois a metodologia de cálculo do CVU estrutural considera médias históricas mais longas, indexadas aos valores praticados no leilão de concessão de cada usina, conforme descrito no caderno de regras nº16 da CCEE que trata do Reajuste dos Parâmetros da Receita de CCEAR (*CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026b*).

5.6 Dashboard para análise dos resultados das simulações

Após a execução dos estudos, o algoritmo descrito na Seção 5.4 foi utilizado para o ETL dos arquivos de saída dos estudos em arquivos de bancos de dados, facilitando a leitura dos *dashboards* de análise dos resultados dos simuladores.

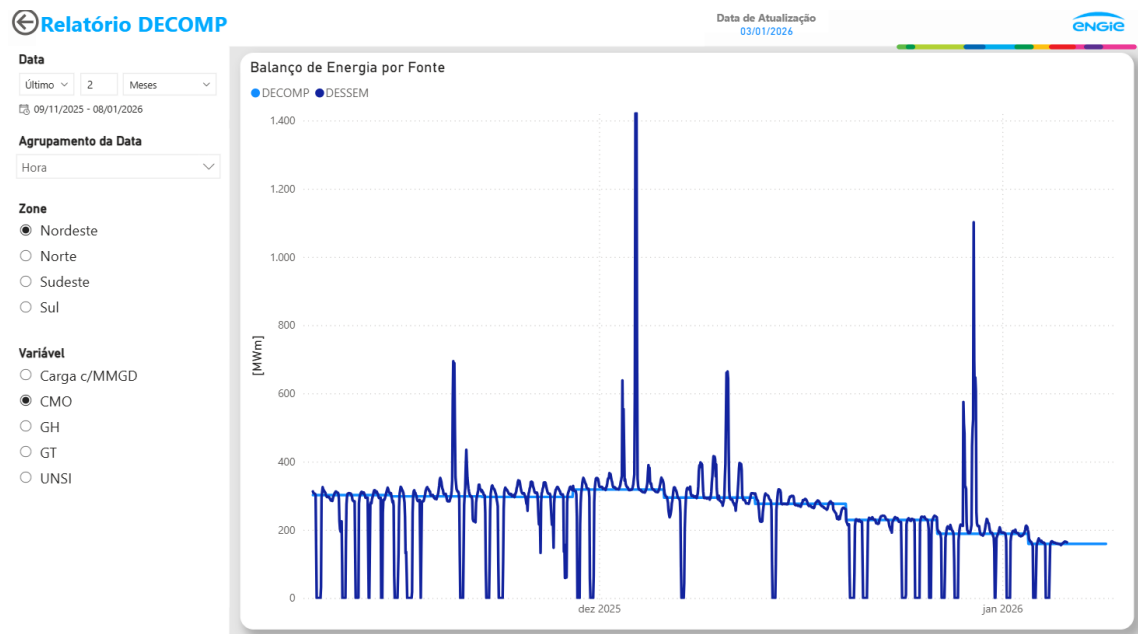
Figura 13 - Balanço energético semanal calculado pelo DECOMP.



Fonte: O Autor (2026).

A Figura 13 apresenta o balanço energético de atendimento à demanda, discretizado por fonte de geração, calculados pelos *decks* de oficiais de DECOMP publicados pela CCEE ao longo de 2024.

Figura 14 - Comparativo entre CMO semanal (DECOMP) e horário (DESSEM) da CCEE.



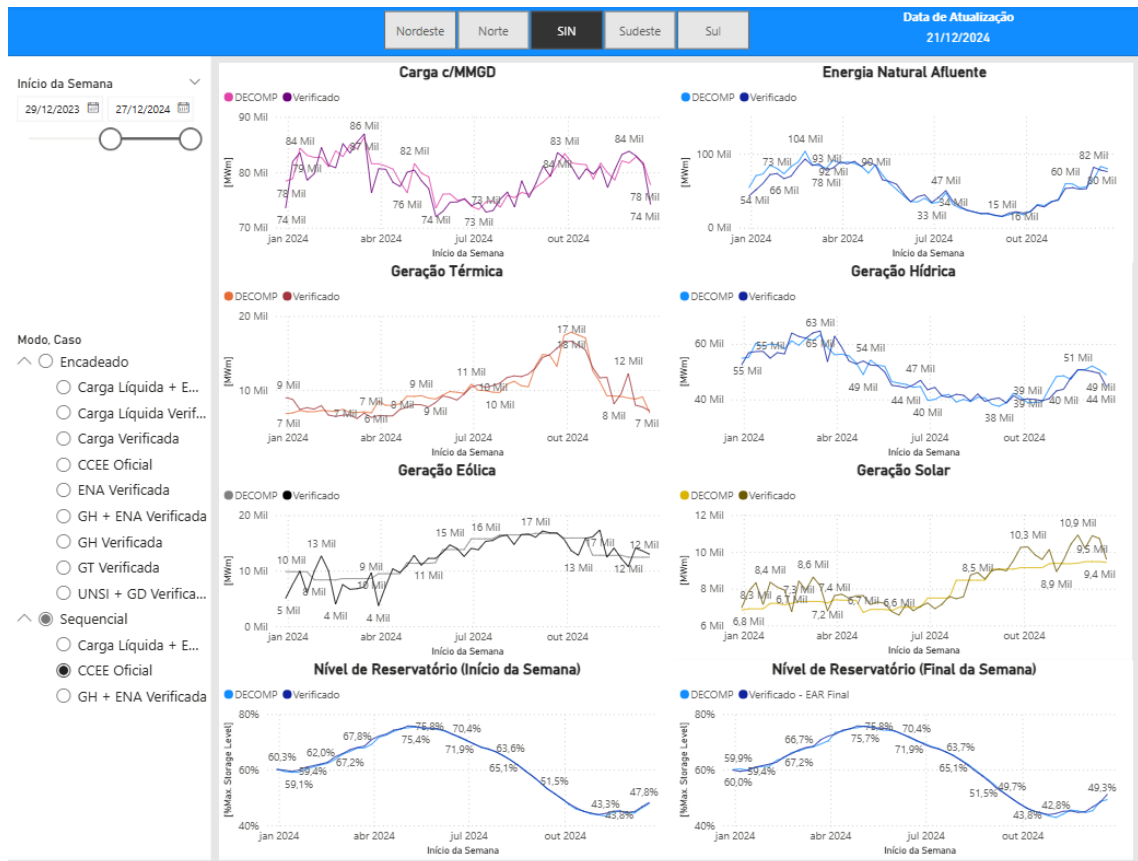
Fonte: O Autor (2026).

Já a Figura 14 apresenta um comparativo dos CMO calculados pelos decks oficiais de DECOMP (semanal) e DESSEM (horário) publicados pela CCEE.

5.7 Dashboard para comparação dos estudos encadeados

Para a análise de resultados, descrita na Seção 3.3 e suas subseções, foi desenvolvido um BI que compila as premissas de entrada e resultados de todos os estudos simulados descritos na Seção 4.1.

Figura 15 - Comparação entre premissas e valores verificados da operação energética.



Fonte: O Autor (2026).

A Figura 15 apresenta de forma visual os desvios entre as premissas de entrada e os resultados do planejamento da operação dos *decks* oficiais publicados pela CCEE ao longo de 2024 com os valores verificados na operação realizada pelo ONS. Essas comparações servem como base para o cálculo das estatísticas e avaliações da performance do DECOMP no cálculo das condições iniciais e a aderência do planejamento com a política de operação real.

6 RESULTADOS

Este capítulo apresenta e discute os principais resultados obtidos a partir das simulações descritas no capítulo 3. A análise é organizada de forma a separar os efeitos associados às incertezas das premissas *ex-ante* daqueles decorrentes das limitações de representação do sistema nos modelos. Na Seção 6.1 é apresentado o diagnóstico das premissas de entrada do planejamento da operação, comparando as variáveis projetadas nos *decks* oficiais com os valores verificados. Na Seção 6.2 é avaliado o desempenho do DECOMP no cálculo de condições iniciais, quantificando o erro de balanço hídrico e discutindo sua origem. Na Seção 6.3 é analisada a aderência do DECOMP à política de operação, incluindo os impactos sobre despacho térmico, PLD e uma análise de *backtesting* da aplicação de um mecanismo dupla precificação simplificada (com reexecução apenas do DECOMP) no ano de 2024. Por fim, na Seção 6.4 é avaliado o efeito de estudos encadeados, destacando-se a propagação e o acúmulo de erros ao longo do horizonte de simulação.

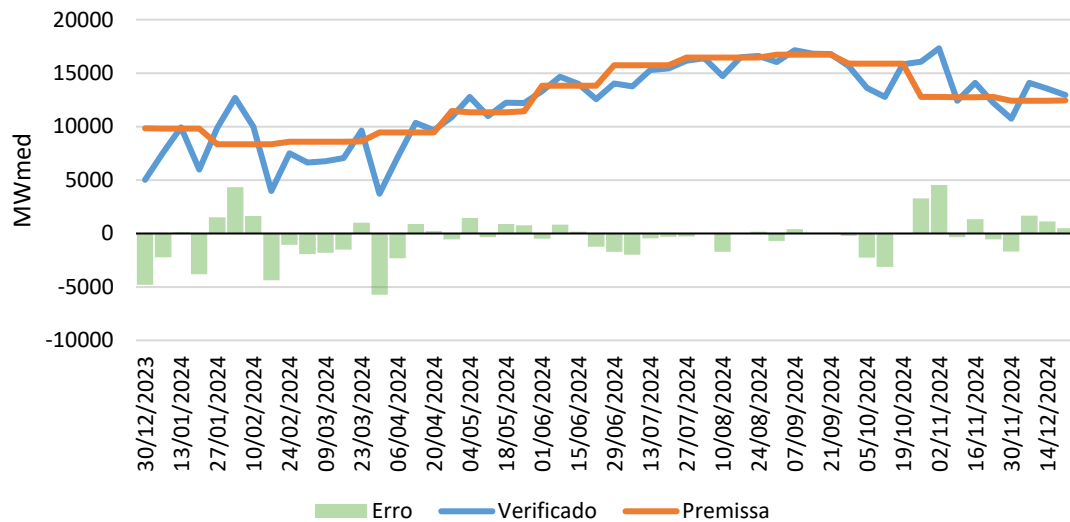
6.1 Avaliação das Premissas de Programação da Operação

Conforme descrito nos itens 3.3.1 e 3.3.3, para avaliar de forma isolada o desempenho do DECOMP como ferramenta de cálculo de condições iniciais é necessário isolar os erros decorrentes de desvios entre as premissas de geração do *deck ex-ante* e os valores verificados de despacho. Essa etapa é essencial para contextualizar os resultados das seções seguintes, pois parte do erro observado em variáveis endógenas (como despacho e níveis de reservatório) decorre diretamente de incertezas inevitáveis no processo de previsão. Assim, os desvios medidos devem ser interpretados como o erro associado às premissas do planejamento, intrínseco ao problema de operar e precificar um sistema hidrotérmico sob incerteza.

A seguir, são apresentados gráficos que permitem de forma ilustrativa a análise dos erros de geração total do SIN, discretizados por fontes, em MWmed. Os gráficos comparam os valores das premissas utilizadas no planejamento com os valores de geração verificados na operação.

A Figura 16 apresenta o erro (barras) entre a geração eólica verificada (linha azul) e a premissa de geração eólica de entrada do *deck* CCEE (linha laranja).

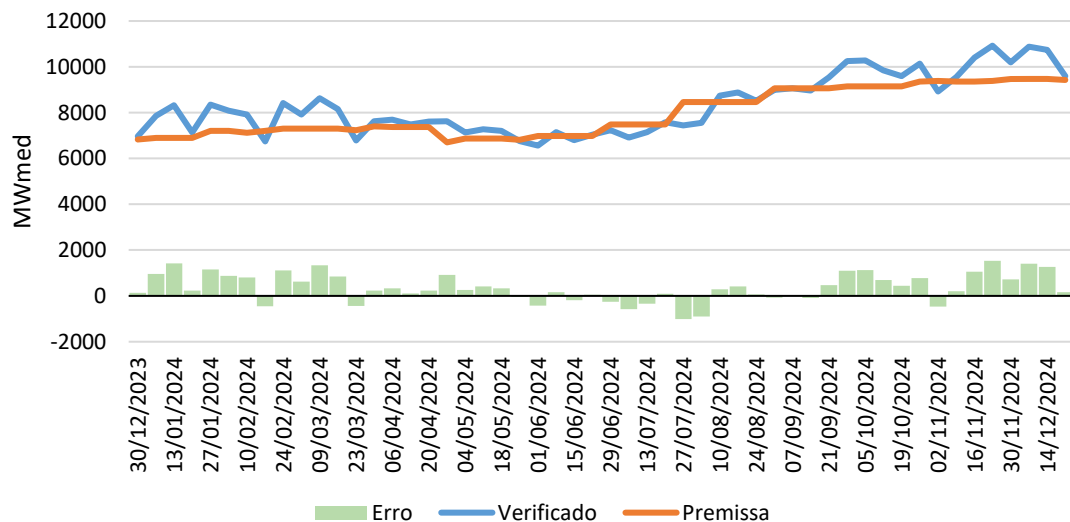
Figura 16 - Desvio entre premissas e valores verificados de geração eólica.



Fonte: O Autor (2026).

A Figura 17 apresenta o erro (barras) entre a geração solar verificada (linha azul) e a premissa de geração solar de entrada do *deck* CCEE (linha laranja).

Figura 17 - Desvio entre premissas e valores verificados de geração solar.

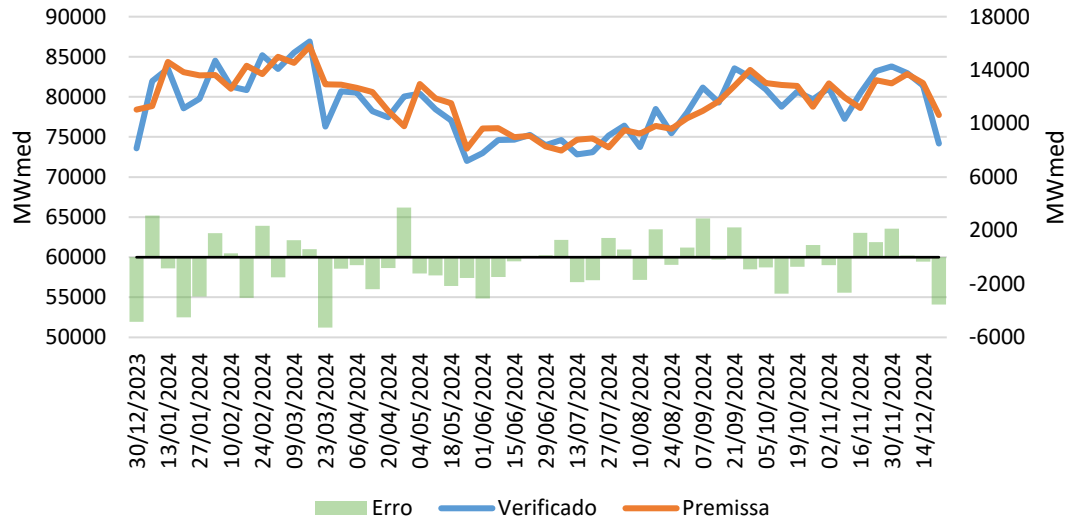


Fonte: O Autor (2026).

Na Figura 16 e Figura 17, a elevada volatilidade dos desvios (representado pelas barras verdes) evidencia o efeito da intermitência dessas fontes, cuja geração varia conforme a disponibilidade dos recursos naturais.

A Figura 18 apresenta o erro (barras) entre a carga com MMGD (linha azul) e a premissa de carga e MMGD de entrada do *deck* CCEE (linha laranja).

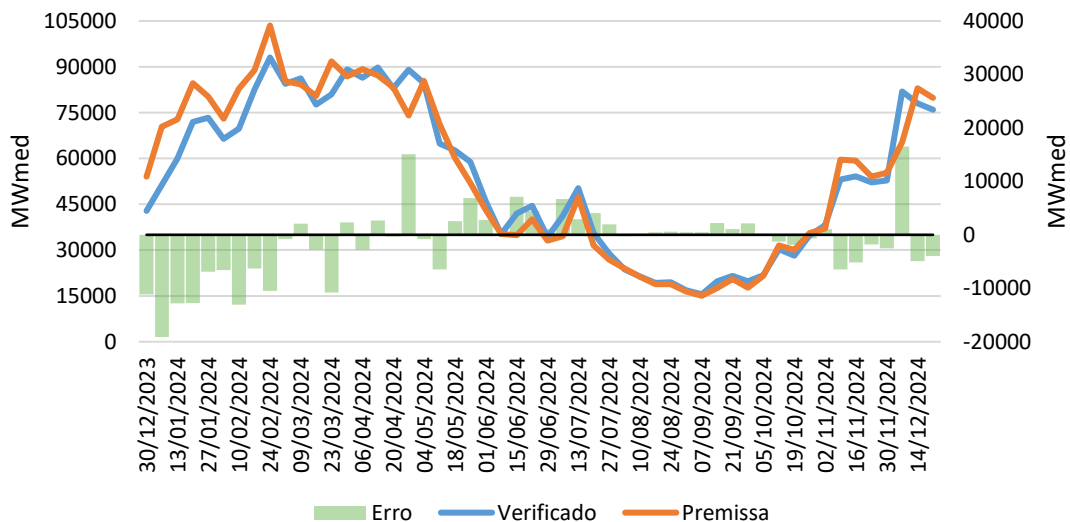
Figura 18 - Desvio entre premissas e valores verificados de carga com MMGD.



Fonte: O Autor (2026).

A Figura 19 apresenta o erro (barras) entre a ENA verificada (linha azul) e a premissa de hidrologia de entrada do *deck* CCEE (linha laranja).

Figura 19 - Desvio entre premissas e valores verificados de ENA.



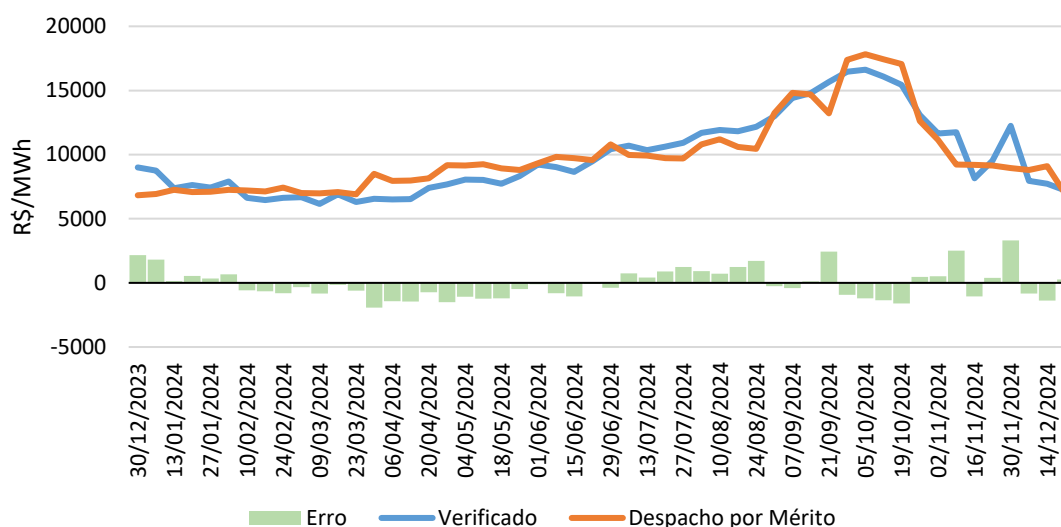
Fonte: O Autor (2026).

Ao contrário das premissas de geração, que têm influência direta na carga líquida que o otimizador hidrotérmico precisa atender, a ENA influencia de forma indireta, pois por ser uma medida estocável, permite que o otimizador avalie em todo

o horizonte de operação qual o estágio de tempo em que recurso é mais bem aproveitado para o atendimento do balanço energético. A ENA interfere diretamente no cálculo do valor d'água nos reservatórios das usinas hidrelétricas, derivada da FCF.

A Figura 20 apresenta o erro (barras) entre a geração térmica verificada (linha azul) e a em mérito, resultado da execução do *deck* CCEE (linha laranja).

Figura 20 - Desvio entre despacho térmico verificado e calculado via DECOMP oficial CCEE.



Fonte: O Autor (2026).

A geração térmica, ao contrário das outras variáveis, não é uma premissa de entrada da programação, mas um dos resultados da otimização hidrotérmica. Por essa razão, seu desvio não deve ser interpretado como incerteza de premissa, mas como medida de aderência entre o despacho programado e o realizado pelo ONS.

A Tabela 1 resume as estatísticas de desvios entre os valores de operação realizada e o planejamento da operação *ex-ante*.

Tabela 1 - Estatísticas de avaliação da programação da operação ex-ante.					
Medida	Térmica	Eólica	Solar	Carga com MMGD	ENA
Bias (MWmed)	-56,4	-396,9	366,4	-504,4	-1.250,9
MAE (MWmed)	961,3	1.438,3	569,8	1.688,9	4.636,1
MAPE (%)	10,29%	17,68%	6,64%	2,16%	8,22%

Fonte: O Autor (2026).

Das estatísticas apresentadas, calculou-se a ENA como a variável com maior incerteza absoluta, com um MAE de 4.636,1 MWmed e viés de -1.250,9 MWmed. Sendo o Brasil predominantemente hidrelétrico (Figura 1), é coerente avaliar que essa é a premissa com maior impacto no planejamento da operação.

A geração eólica se mostra a fonte com a maior incerteza relativa, com MAPE de 17,68%. Esse indicador deixa evidente os riscos com intermitência caso a matriz energética brasileira expanda essa fonte de energia sem um adequado planejamento de longo prazo. Esse efeito medido se mostra coerente com a orientação do Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE 2035), que indica a necessidade de expansão de centrais termelétricas de rápida ignição como *hedge* para mitigação de riscos de intermitência e redução da confiabilidade do sistema. São indicadores avaliados o Custo Marginal de Expansão (CME) e o Custo de Déficit das simulações de longo prazo (*EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2025*).

Cabe ressaltar, contudo, que os desvios apurados se referem aos *decks* de 2024, período em que a geração eólica ainda era representada nos modelos NEWAVE e DECOMP de forma determinística, a partir do fator de capacidade médio verificado nos últimos cinco anos, conforme a Resolução Normativa ANEEL nº 843/2019. A partir de janeiro de 2025, essa premissa foi alterada com a adoção do modelo de previsão eólica semanal (WEOL-SM) para o primeiro mês do horizonte de planejamento dos modelos, de modo que a magnitude do desvio reportado tende a se modificar nas simulações mais recentes.

6.2 Avaliação do DECOMP no Cálculo de Condições Iniciais

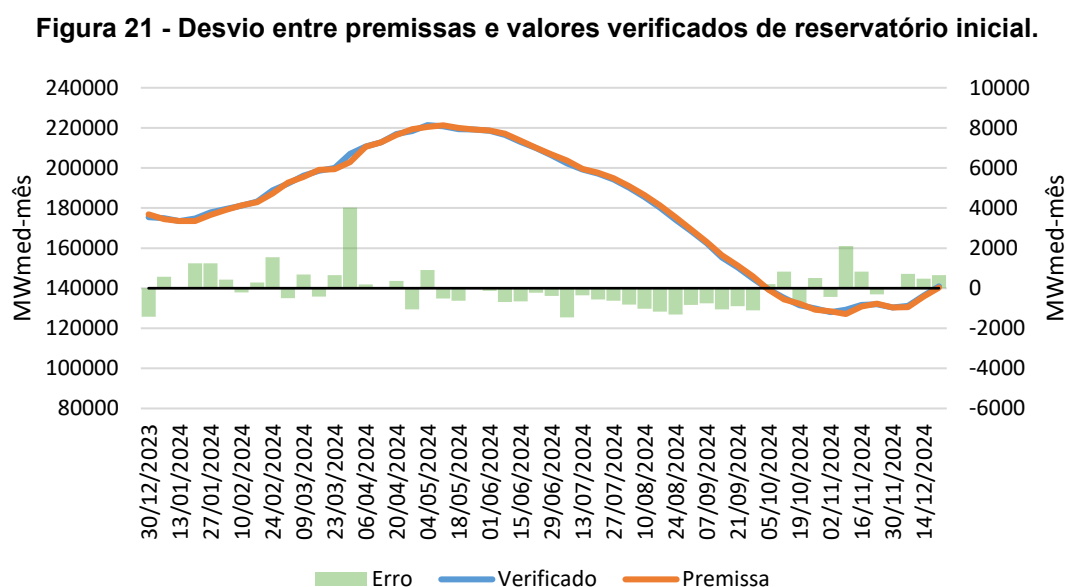
Após o diagnóstico das premissas *ex-ante* apresentado na Seção 6.1, esta seção passa a avaliar o erro residual associado à própria modelagem do DECOMP no cálculo das condições iniciais. Enquanto a análise anterior teve como foco os desvios entre os valores previstos nos *decks* oficiais e os valores verificados na operação, a avaliação desenvolvida nesta seção busca reduzir o efeito dessas incertezas de entrada por meio da substituição das principais premissas de balanço energético e hídrico por valores observados.

Para essa avaliação, utiliza-se a simulação descrita na Seção 4.1.1, que consiste na execução sequencial dos *decks* com todas as premissas verificadas, tanto de balanço energético quanto de balanço hídrico. Nessa configuração as condições iniciais de armazenamento são atualizadas em cada rodada a partir dos valores cadastrados nos *decks* oficiais, permitindo avaliar o erro de cálculo do DECOMP em cada semana de forma isolada.

6.2.1 Erro no cálculo das condições iniciais pelo DECOMP

Para a avaliação dos estudos sequenciais, utiliza-se a Equação 17, descrita na Seção 3.3.1, que mensura o erro no cálculo do balanço hídrico em cada semana. Conforme a metodologia proposta, para o cálculo dos membros da equação é necessário calcular os erros entre as premissas de reservatório inicial nos *decks* de DECOMP oficiais publicados pela CCEE e o valores verificados de reservatório em no início de cada semana operativa.

A Figura 21 apresenta o erro (barras, Equação 11) entre a premissa de reservatório inicial (linha laranja) e o reservatório inicial medido (linha azul).



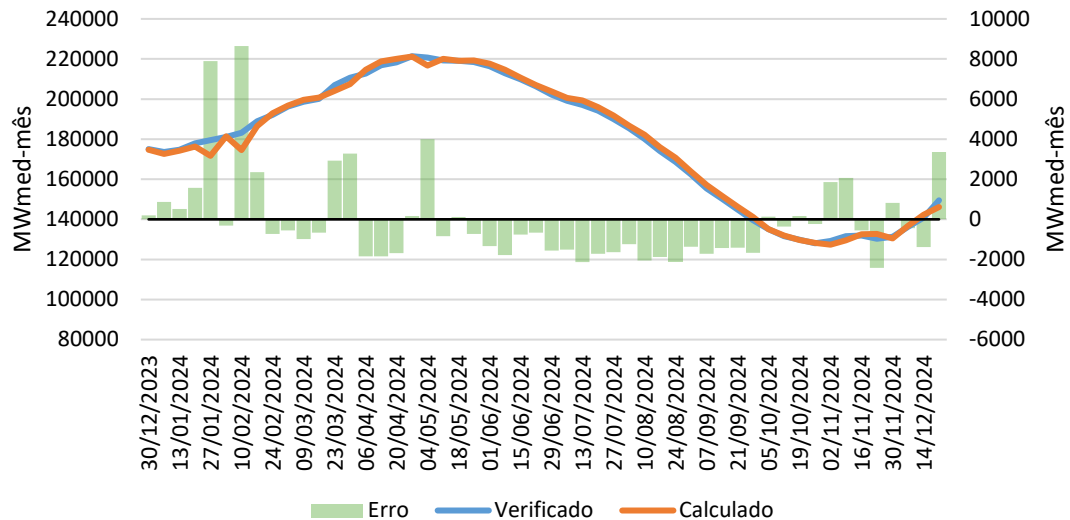
Fonte: O Autor (2026).

Esse desvio em relação à premissa de reservatório inicial ocorre porque, embora a semana operativa se inicie no sábado e termine na sexta-feira, os *decks* utilizados pelo ONS para a programação da operação precisam, por questões de governança do processo, ser publicados até a manhã da sexta-feira anterior ao início da semana operativa. Esse prazo garante tempo hábil para que a CCEE adeque os *decks* para fins de formação de preço e os publique ainda a sexta-feira. A execução encadeada dos *decks* tem como saída o PLD oficial (*ex-ante*) válido para o sábado.

Ainda para o cálculo dos membros da Equação 17, é preciso calcular os erros entre os reservatórios ao final de cada semana operativa no estudo de DECOMP sequencial com todas as premissas verificadas e os volumes efetivamente verificados.

A Figura 22 apresenta o erro (barras, Equação 12) entre o reservatório calculado para o final da semana operativa (linha laranja) e o reservatório medido ao final de cada semana operativa (linha azul).

Figura 22 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via DECOMP sequencial.



Fonte: O Autor (2026).

Do gráfico, é possível observar dois *outliers*, o cálculo do reservatório final do *deck* de fevereiro revisão 0 (27/01/2024 a 02/02/2024) e o *deck* de fevereiro revisão 2 (10/02/2024 a 16/02/2024). Nessas duas semanas, ao substituir todas as premissas verificadas o DECOMP apresentou diversas inconsistências, sendo que o resultado não convergiu atendendo todas as restrições *soft* (convergiu com inviabilidades). Dessa forma, para o cálculo das estatísticas apresentadas na Tabela 2 e Tabela 3 serão desconsiderados os erros dessas duas semanas.

A Tabela 2 resume as estatísticas associadas aos valores iniciais e calculados de reservatório das simulações.

Tabela 2 - Estatísticas de avaliação do cálculo de reservatórios via DECOMP sequencial.

Medida	EAR _{inicial}	EAR _{final}
Bias (MWmed-mês)	-38,0	-384,4
MAE (MWmed-mês)	747,6	1.359,3
MAPE (%)	0,43%	0,77%

Fonte: O Autor (2026).

A avaliação das condições iniciais de reservatório do *deck* oficial da CCEE, apresentada na primeira coluna da Tabela 2, não evidenciou viés significativo e teve MAPE de apenas 0,43%. Diante desse resultado, optou-se por manter os níveis de

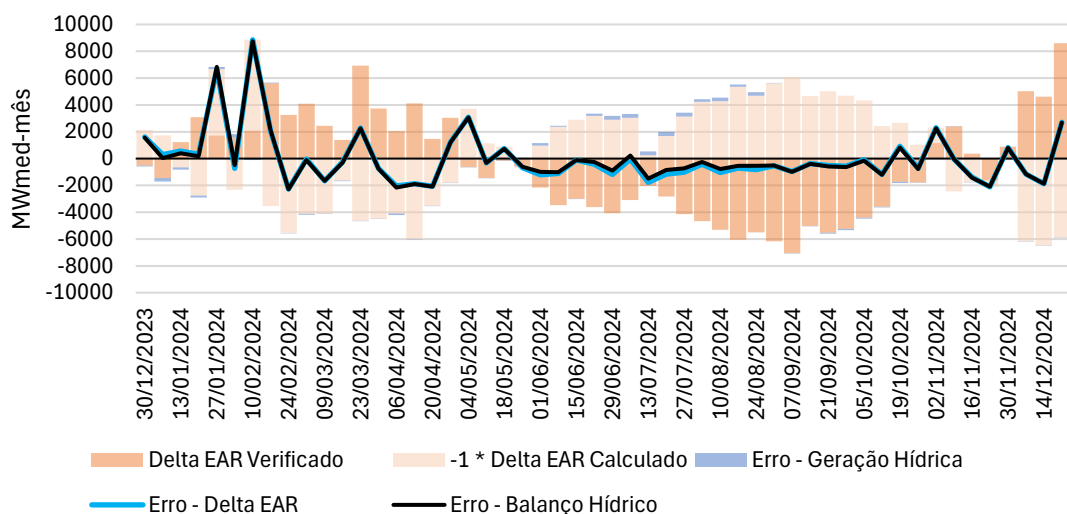
reservatório de todas as usinas do *deck*, processo cuja modificação seria onerosa e que não resultaria em grandes mudanças na simulação, dada a baixa magnitude do erro observado. Assim, o erro do reservatório inicial foi considerado desprezível e o próprio nível informado no *deck* oficial foi adotado como condição de partida. Consequentemente, os estudos sequenciais foram tratados como estudos com premissa de reservatório inicial verificada.

Também, da Tabela 2, foi calculado um viés em que o modelo DECOMP tende a superestimar o nível do reservatório calculado 384,4 MWmed-mês acima do reservatório verificado. Individualmente nos *decks* de DECOMP esse efeito é pequeno, com um MAPE de apenas 0,77%. Para confirmar esse viés, conforme Equação 9, é necessário isolar do erro de reservatório final a parcela de erro proveniente da premissa de reservatório inicial.

Para isolar o erro do DECOMP no cálculo de condições iniciais, conforme Equação 17, é necessário remover do cálculo possíveis vieses no cálculo do balanço energético. Mesmo que tais erros tenham sido minimizados ao substituir as premissas pelos valores verificados, foi observado um resíduo de erro energético devido ao intercâmbio de energia entre o Brasil e outros países (Argentina e Uruguai) que não foi considerado na montagem dos estudos com premissas verificadas.

A Figura 23 esquematiza de forma visual as parcelas de erro que compõem a Equação 17 que calcula o erro do DECOMP no cálculo de condições iniciais.

Figura 23 - Análise do erro semanal no cálculo de balanço hídrico via DECOMP sequencial.



Fonte: O Autor (2026).

A linha azul é o erro de variação de reservatório (Equação 13) e equivale a diferença entre o quanto o reservatório variou entre dois estágios na realidade (barra laranja escura) e o quanto o modelo calculou de variação do reservatório com todas as premissas verificadas (barra laranja clara). Cabe destacar que o erro geração hídrica (barra azul) é expresso em MWmed, dessa forma, foi necessária a conversão para volume equivalente de energia, em MWmed-mês. Após a conversão, soma-se o erro de geração hídrica ao erro de variação de reservatório para obter o erro de capacidade do DECOMP em calcular as condições iniciais sem viés (linha preta).

A Tabela 3 apresenta a análise quantitativa do erro de cálculo condições iniciais, na qual a coluna Geração Hídrica equivale ao erro de desvio entre a geração hídrica verificada e calculada pelo DECOMP sequencial (Equação 15), a coluna *Delta EAR* equivale ao erro de cálculo de reservatório descontando apenas a parcela de viés devido à incerteza do reservatório inicial (Equação 12) e a coluna Balanço Hídrico ao erro de cálculo de reservatório removendo todos os vieses (Equação 17).

Tabela 3 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico via DECOMP sequencial.

Medida	Geração Hídrica	Delta EAR _{final,inicial}	Balanço Hídrico
Bias (MWmed-mês)	30,1	-324,4	-294,2
MAE (MWmed-mês)	96,4	1.082,9	1.028,5
MAPE (%)	0,05%	0,62%	0,60%

Fonte: O Autor (2026).

Nessa análise, todos os MAPE foram calculados desconsiderando-se as semanas de *outlier* (fevereiro revisão 0 e fevereiro revisão 2). Dessa forma, calculou-se que a parcela de erro devido ao desvio entre reservatórios (MAPE de 0,62%) é a com maior influência no cálculo das condições iniciais via simulação de DECOMP sequencial, sendo o MAPE da parcela de erro de geração hídrica de apenas 0,05%.

Da avaliação dos indicadores apresentados na Tabela 3, conclui-se que devido a erros de balanço hídrico, o modelo DECOMP tende a superestimar o nível de reservatório calculado. Em 2024, a metodologia resultou em um viés médio de -294,2 MWmed-mês, com efeito acentuado durante os meses de deplecionamento do reservatório (vide Figura 22). Apesar de significativo em termos absolutos, a estatística do erro relativo (MAPE) é baixa, de apenas 0,60%.

Para aumentar o detalhamento da análise, foi feito também a avaliação das estatísticas de erro no cálculo da condição inicial discretizada para cada submercado.

Por simplificação do problema, a estatística de erro de cálculo de condição inicial por submercado foi calculado removendo apenas a parcela de viés de erro devido à incerteza do reservatório inicial (Equação 12). Tal critério foi adotado, pois para o cálculo da Equação 17 é necessário o cálculo parcela de viés devido ao erro de geração hídrica. Para essa remoção, seria necessário distinguir o quanto da geração de Itaipu foi utilizada para o submercado Sudeste e o quanto foi para o submercado Sul, informação não disponível nos Dados Abertos do ONS.

Tabela 4 - Estatísticas de avaliação do cálculo de variação de reservatório por submercado via DECOMP sequencial.

Submercado	Bias (MWmed-mês)	MAE (MWmed-mês)	MAPE (%)
Sudeste	-389,3	863,1	0,74%
Sul	333,6	554,0	3,72%
Nordeste	-258,0	347,2	1,18%
Norte	-10,7	164,8	1,49%
SIN	-324,4	1.082,9	0,62%

Fonte: O Autor (2026).

A Tabela 4 destaca que há compensação dos erros isolados dos submercados quando avaliados de forma agrupada no SIN, pois o MAE do SIN (1.082,9 MWmed) é menor que a soma dos MAE dos submercados isolados (1.929,1 MWmed). Observa-se também um maior erro relativo no cálculo dos reservatórios dos submercados Sul (MAPE de 3,72%) e Norte (MAPE de 1,49%).

As diferenças observadas entre os níveis finais de armazenamento estimados pelo DECOMP e os verificados na operação real podem ser atribuídas a um conjunto de fatores. Um primeiro aspecto relevante é a representação da curva colina das usinas, uma vez que, no DECOMP, a curva de produtividade apresentada na Equação 3 é modelada por meio de aproximações lineares por partes, na chamada Função de Produção Hidrelétrica Aproximada (FPHA). Essa escolha metodológica viabiliza a formulação como um problema de Programação Linear, permitindo considerar os efeitos do engolimento e da altura de queda líquida sobre a produtividade, porém desconsidera as não-linearidades intrínsecas dessas relações, associadas, por exemplo, à variação do rendimento do conjunto turbina-gerador com a vazão turbinada e com a queda líquida. A consideração explícita dessas não-linearidades envolve termos não convexos, cujo tratamento rigoroso exigiria o emprego de *solvers* não-lineares específicos.

De forma complementar, a formulação do problema de *unit commitment* hidráulico por meio de técnicas de Programação Linear Inteira Mista (MILP) permitiria representar aspectos combinatórios da operação, como o comprometimento das unidades geradoras e as zonas de operação proibidas, elevando a complexidade computacional da otimização. Esse detalhamento é atualmente viabilizado apenas no modelo DESSEM, que utiliza *solvers* comerciais como o IBM ILOG CPLEX™.

Diferenças sistemáticas entre os resultados de modelos de otimização e a operação observada já são discutidas na literatura clássica, que, em versões iniciais dos modelos de planejamento, apontava divergências entre a alocação ótima da água obtida matematicamente e as estratégias adotadas pelo operador em função de critérios adicionais de segurança energética (SOARES e SALMAZO, 1997). Embora essa referência analise os modelos vigentes à época, sem garantia de que as políticas operativas persistam, ela reforça que tais discrepâncias são inerentes ao problema de representação do sistema real. Nesse sentido, a superestimação dos níveis finais de reservatório observada no DECOMP deve ser interpretada como consequência esperada das simplificações adotadas e das diferenças estruturais entre a modelagem matemática e o processo real de tomada de decisão praticado pelo ONS.

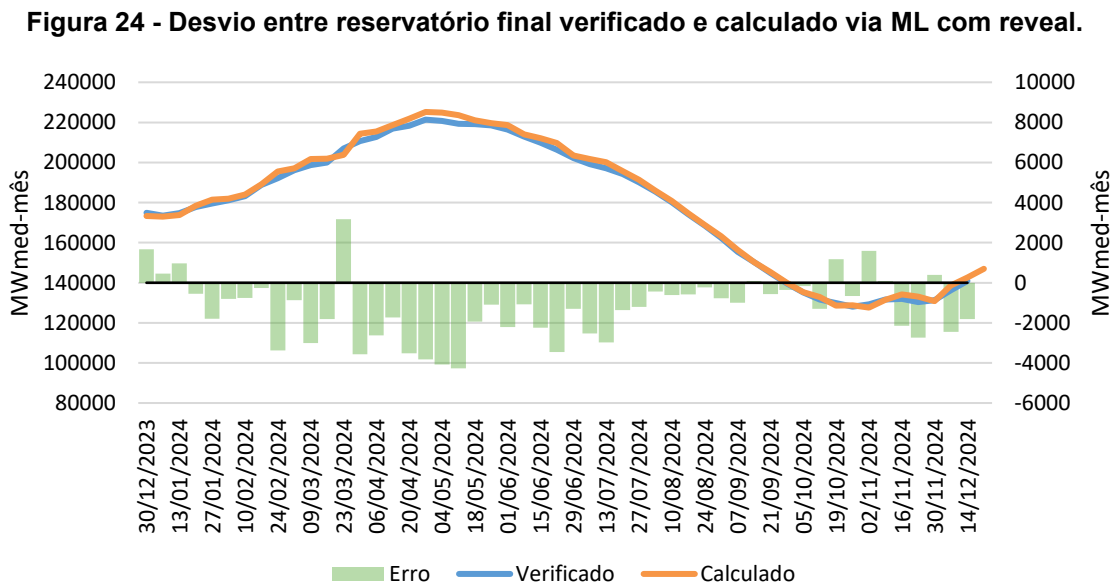
Adicionalmente, cabe destacar que os próprios dados verificados utilizados como referência para comparação com os resultados do DECOMP estão sujeitos a incertezas de medição. Os níveis de reservatório são tipicamente obtidos a partir de medições diretas de cota, expressas em centímetros de altura, enquanto as vazões naturais afluentes são estimadas em metros cúbicos por segundo a partir de medições hidrológicas e procedimentos de cálculo para obter os valores de vazão natural, ambos sujeitos a erros sistemáticos e aleatórios associados a instrumentação, condições hidrológicas locais e metodologias de estimativa. Em contraste, as grandezas energéticas, expressas em potência ou energia, apresentam menor variabilidade relativa e maior robustez metrológica, uma vez que são diretamente medidas no sistema elétrico com elevada precisão. A literatura destaca que incertezas em medições de vazão e nível de reservatório são inerentes aos processos de observação hidrométrica e podem impactar análises comparativas com resultados de projeções (BECKER, KIM e PUMMER, 2024). Assim, parte das discrepâncias entre os volumes finais simulados e verificados pode também ser atribuída às limitações associadas à qualidade e à precisão dos dados hidrológicos disponíveis.

6.2.2 Comparação com Machine Learning: Walk-Forward com reveal

Para avaliar os resultados produzidos pela simulação sequencial do modelo DECOMP executado com premissas verificadas, foi feita a comparação com os resultados obtidos pelo modelo de *machine learning* com *reveal* descrito na Seção 4.2.1, desenvolvido para prever de forma sequencial a operação energética com atualização de dados verificados (*reveal*), eliminando a propagação acumulada de erros associada a incertezas no estado inicial.

A comparação entre as rodadas sequenciais de DECOMP e o algoritmo de *machine learning* é feita comparando as estatísticas de erro no cálculo do nível de reservatório ao final de cada semana operativa ao longo do horizonte de 2024. Busca-se avaliar em que medida o modelo baseado em *Gradient Boosting* é capaz de reproduzir, de forma consistente, as decisões operativas implícitas na simulação do DECOMP quando ambos partem de condições iniciais equivalentes e adotam uma lógica sequencial de atualização do sistema.

A Figura 24 apresenta a comparação entre reservatório realizado (linha azul) e o calculado pelo modelo de ML com *reveal* (linha laranja).



Fonte: O Autor (2026).

Comparando a Figura 24 com a Figura 22, desconsiderando-se as duas semanas de *outlier*, visualmente já se destaca a maior amplitude negativa nos erros de cálculo de condições iniciais. A análise quantitativa dos erros é descrita Tabela 5.

Tabela 5 - Estatísticas do cálculo de reservatório final por submercado via ML com reveal.

Submercado	Bias (MWmed-mês)	MAE (MWmed-mês)	MAPE (%)
Sudeste	-629,0	909,6	0,78%
Sul	-336,2	748,5	4,73%
Nordeste	-164,4	287,4	0,93%
Norte	-134,7	313,6	2,68%
SIN	-1.264,3	1.641,1	0,89%

Fonte: O Autor (2026).

A análise quantitativa torna evidente que apesar do baixo valor de erro relativo nas projeções de reservatório equivalente do SIN (MAPE de 0,89%), o viés de superestimar o nível das condições iniciais calculadas pelo modelo de *machine learning* (-1.264,3 MWmed) é 290% maior que o viés do cálculo de condições iniciais via execução de DECOMP sequencial (-324,4 MWmed, conforme Tabela 4). Observa-se também que o *Gradient Boosting*, assim como os estudos sequenciais, também demonstrou maior dificuldade na previsão das condições iniciais dos reservatórios dos subsistemas Sul (MAPE de 4,73%) e Norte (MAPE de 2,68%).

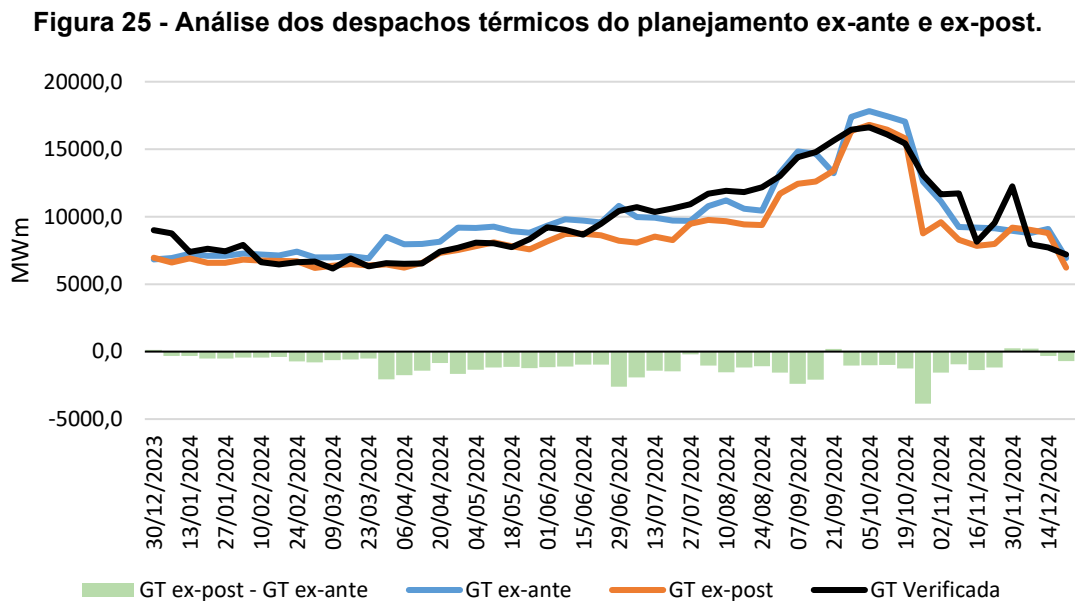
6.3 Avaliação do DECOMP na Representação da Política de Operação

Enquanto a Seção 6.2 isola o erro de modelagem do DECOMP no cálculo das condições iniciais, esta seção avalia em que medida o modelo reproduz a política de operação observada na prática. Conforme descrito na Seção 3.3.2, analisa-se os efeitos da atualização das premissas de carga líquida e como seria a operação hidrotérmica recalculada pelo modelo em planejamento *ex-post*, cujo estudo simulado é descrito na Seção 4.1.2. Seus resultados serão comparados aos do *deck* oficial CCEE, empregado na formação de preço *ex-ante*, avaliando-se os desvios de geração térmica, os desvios de custo marginal e o impacto financeiro desses desvios caso fosse adotado o mecanismo de *two-settlement* no Brasil ao longo de 2024.

Cabe destacar que o *deck* ONS, por ser o efetivamente empregado no planejamento da operação, seria, a rigor, a referência mais apropriada para avaliar a aderência da política operativa. Optou-se, contudo, pelo *deck* da CCEE por questões de simplificação, o que permitiu reaproveitar os resultados já executados nas seções anteriores sem duplicar o esforço computacional. Reconhece-se, todavia, que o uso do *deck* ONS aproximaria ainda mais a análise das condições reais de planejamento.

6.3.1 Diferenças entre o despacho ex-ante (planejado) e ex-post (real)

A comparação entre o despacho térmico realizado, o despacho térmico por mérito do *deck* CCEE oficial (que nessa simulação é tratado como o despacho por mérito *ex-ante*) e o despacho térmico *ex-post* é apresentada na Figura 25.



Fonte: O Autor (2026).

A Tabela 6 apresenta as medidas estatísticas de cálculo de erro entre a geração térmica calculada pelas simulações e a realizada pelo operador.

Tabela 6 - Estatísticas de avaliação dos resultados de geração térmica.

Medida	GT _{ex-ante}	GT _{ex-post}	GT _{ex-post} - GT _{ex-ante}
Bias (MWmed)	-56,4	995,9	-1.052,3
MAE (MWmed)	961,3	1.152,2	1.083,8
MAPE (%)	10,29%	10,96%	12,79%

Fonte: O Autor (2026).

Da análise de erros entre a geração térmica verificada e a geração térmica *ex-ante* (primeira coluna), não é possível identificar um viés (*bias*) claro que indique que o operador opera consistentemente de forma mais conservadora que o despacho térmico sugerido pelo modelo, o que não indica uma necessidade clara de recalibração dos parâmetros de aversão ao risco. Ainda assim, apurou-se um MAPE de 10,29%, o que indica que há margem relevante para o aprimoramento da representação do sistema pela cadeia de *softwares* de planejamento, de modo a refletir com maior fidelidade a realidade operativa do SIN.

Apesar de não ter sido observado um viés entre o despacho realizado e o despacho por mérito *ex-ante*, os desvios entre a geração térmica *ex-post* e *ex-ante* possuem um viés de -1.052,3 MWmed e MAPE de 12,79%. Para essa avaliação é necessário a análise dos erros das premissas de entrada dos *decks* (Tabela 1).

Como em 2024 os maiores desvios de ENA ocorreram no período de maior hidrologia (também conhecido como período úmido, de dezembro a março), e no horizonte avaliado os maiores despachos térmicos ocorreram entre agosto e outubro, não é possível correlacionar o viés da ENA com o erro no planejamento térmico.

Um viés claro de geração solar e geração eólica também poderia ser classificado como causador dos desvios entre a geração térmica *ex-post*, pois erros positivos significam subestimar a oferta de geração complementar, o que resulta em um planejamento com carga líquida maior que a realizada. Porém, na análise geral, os vieses de geração solar (366,4 MWmed) e geração eólica (-396,9 MWmed) praticamente se anulam, assim não é coerente afirmar que essas incertezas influenciaram o planejamento do despacho térmico em 2024 de forma enviesada.

Já o erro de carga implica em um impacto diferente no planejamento da operação. Enquanto os demais erros indicam desvios na oferta, o erro na carga indica um desvio da demanda de energia. Dessa forma, o viés de -504,4 MWmed indica que durante 2024 as simulações foram executadas consistentemente com carga planejada maior que a carga realizada, o que pode ser um viés do próprio modelo de projeção de carga ou indicar um possível grau de conservadorismo do operador ao projetar essa premissa, sendo impossível afirmar qual dos dois fatores é predominante.

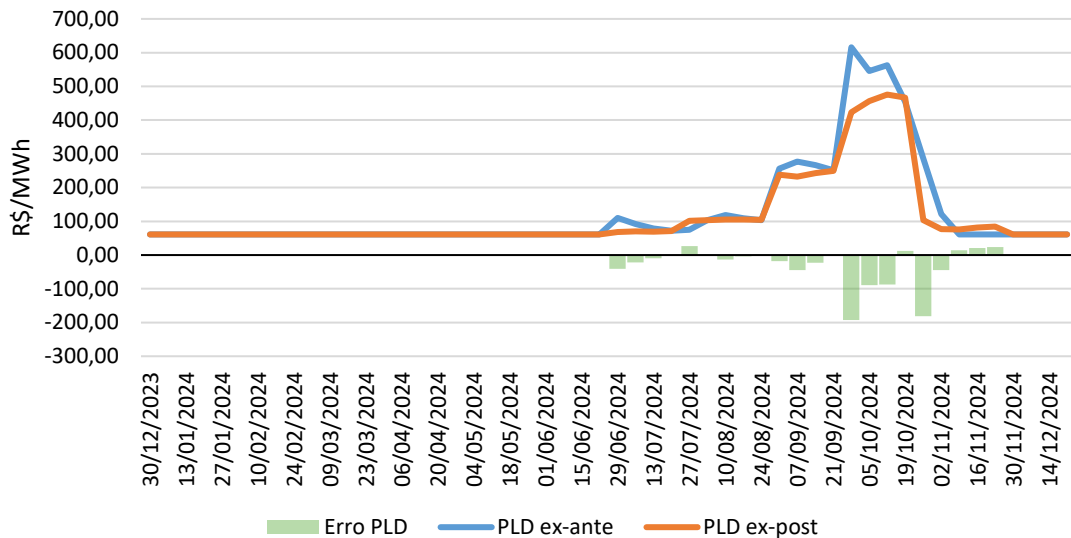
6.3.2 Diferenças entre o PLD *ex-ante* (oficial) e *ex-post* (recalculado)

Um efeito direto da redução do despacho térmico *ex-post* em relação ao *ex-ante*, verificado na Seção 6.3.1, é a redução do custo total da operação, que implica na redução da variável dual da função de custo total, o custo marginal (ou PLD).

A Figura 26 apresenta o custo marginal do *deck* CCEE oficial rodado *ex-ante*, com as premissas de projeção disponíveis no momento de montagem do *deck* (linha laranja), que será interpretado como o PLD *ex-ante* ao assumir como premissa a não execução do DESSEM na cadeia de modelos, e compara com uma projeção de

como seria o PLD *ex-post* caso o mesmo fosse calculado a partir da reexecução dos *decks* de DECOMP substituindo as premissas de entrada pelos valores verificados de carga líquida.

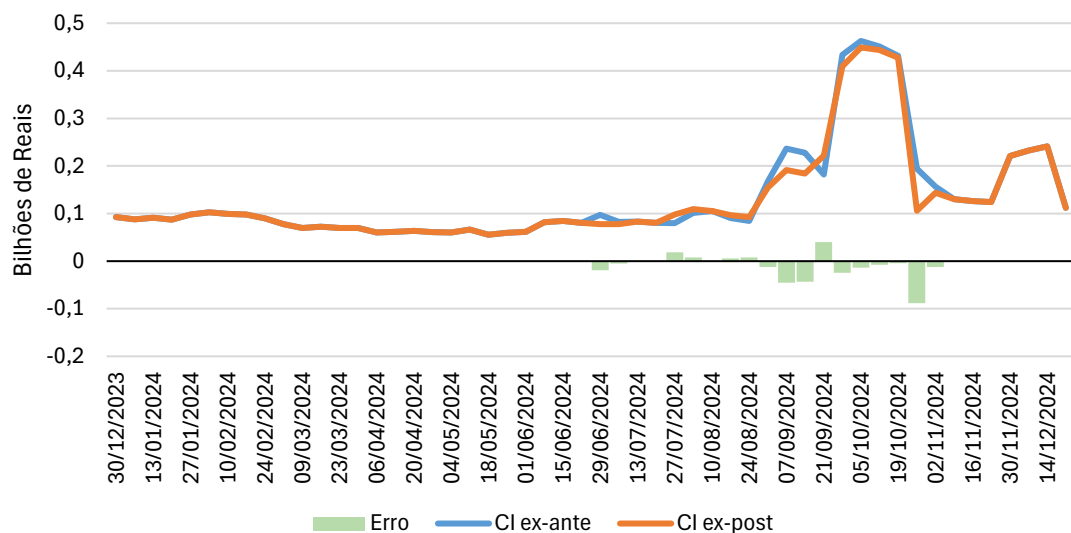
Figura 26 - Análise do PLD do planejamento ex-ante e ex-post.



Fonte: O Autor (2026).

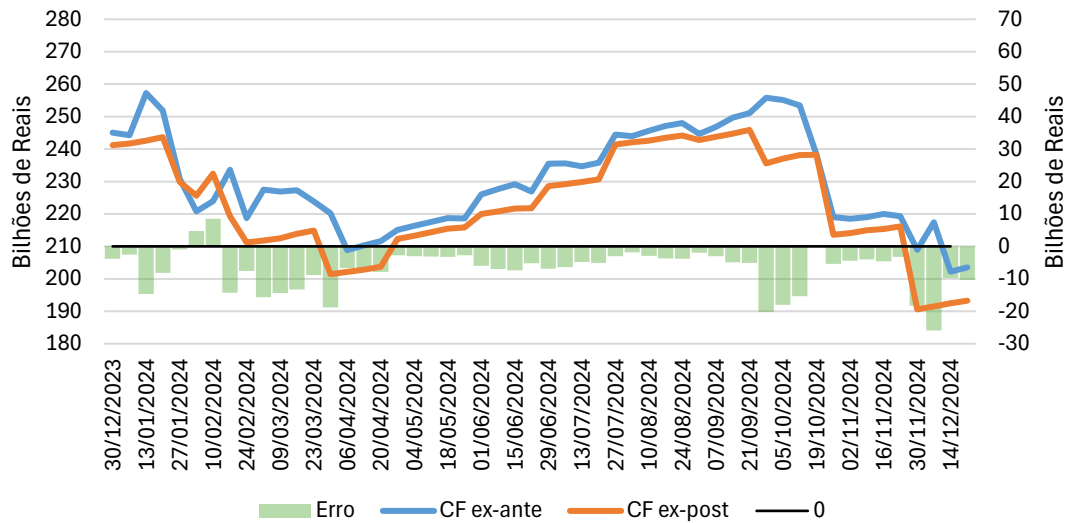
A Figura 27 e a Figura 28 comparam, respectivamente, o custo imediato e o custo futuro da operação *ex-ante* com o calculado pela simulação teórica *ex-post*.

Figura 27 - Análise do custo imediato do planejamento ex-ante e ex-post.



Fonte: O Autor (2026).

Figura 28 - Análise do custo futuro do planejamento ex-ante e ex-post.



Fonte: O Autor (2026).

A análise quantitativa dos desvios entre as variáveis de custo de planejamento *ex-ante* e *ex-post* é sintetizada na Tabela 7.

Tabela 7 - Estatísticas de avaliação dos custos de operação.

Medida	PLD _{ex-post} - PLD _{ex-ante}	CI _{ex-post} - CI _{ex-ante}	CF _{ex-post} - CF _{ex-ante}
Bias (R\$/MWh)	-12,94	0,00	-7,03
MAE (R\$/MWh)	16,72	0,01	7,55
MAPE (%)	11,07%	4,79%	3,47%

Fonte: O Autor (2026).

As estatísticas de erros calculadas indicam um viés de redução de R\$ - 12,94 /MWh no PLD *ex-post* em relação ao PLD *ex-ante*, totalizando um MAPE de 11,07%. Além disso, indicam viés de redução de -7,03 milhões de reais no custo futuro da operação *ex-post* em relação ao *ex-ante*. Ambos os vieses de redução de custos são coerentes com o viés de redução de despacho térmico descrito na Tabela 6.

Como parte relevante das semanas de 2024 apresentaram PLD *ex-ante* piso devido às condições de sobreoferta energética, as estatísticas foram recalculadas na Tabela 8 desconsiderando as semanas de piso.

Tabela 8 - Estatísticas de avaliação dos custos de operação desconsiderando semanas piso.

Medida	PLD _{ex-post} - PLD _{ex-ante}	CI _{ex-post} - CI _{ex-ante}	CF _{ex-post} - CF _{ex-ante}
Bias (R\$/MWh)	-30,58	-0,01	-6,39
MAE (R\$/MWh)	39,52	0,02	6,39
MAPE (%)	26,17%	10,22%	2,82%

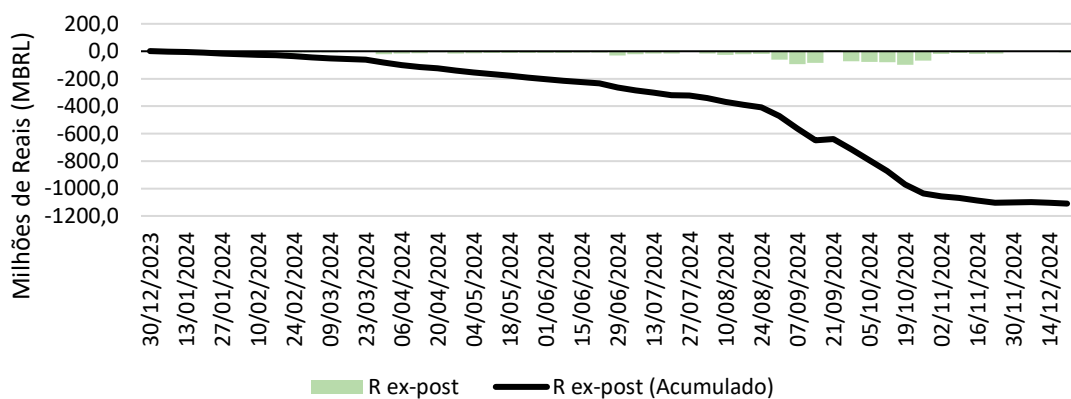
Fonte: O Autor (2026).

Nessa avaliação, observa-se que o efeito é amplificado, sendo calculado um viés de redução de R\$ -30,58 /MWh, que totaliza um MAPE significativo de 26,17%. Da Figura 26 também é verificado que há semanas específicas em que o erro é pontualmente maior, com destaque aos erros calculados de R\$ -192,34 /MWh no *deck* de outubro rv0 (28/09/2024 a 04/10/2024) e de R\$ -181,43 /MWh no *deck* de novembro rv0 (26/10/2024 a 01/11/2024).

6.3.3 Backtesting do mecanismo de dupla precificação

De maneira complementar às análises de cálculo de condições operativas, foi feita a análise que mensura financeiramente as diferenças entre o planejamento da operação *ex-ante* e *ex-post*. Conforme metodologia exposta na Seção 3.3.2, foi feito o *backtesting* financeiro de quanto seria a contabilização da etapa *ex-post* em um mecanismo de dupla precificação. A contabilização financeira é calculada conforme Equação 20 e depende da diferença de geração térmica *ex-post* e *ex-ante* (Tabela 6) e do PLD *ex-post* (linha laranja da Figura 26) já calculados.

Figura 29 - Análise simulada de uma contabilização financeira ex-post.



Fonte: O Autor (2026).

Da Figura 29, observa-se que as incertezas nas variáveis de entrada têm peso significativo nos custos totais de operação realizados no SIN, sendo que uma etapa de contabilização financeira teria uma liquidação média de reembolso de -21,3 milhões de reais, com restituição acumulada ao longo de 2024 de aproximadamente 1,1 bilhão de reais. As revisões com maior restituição financeira estimada na etapa de contabilização *ex-post* foram -93,1 milhões de reais em setembro rv1 (07/09/2024 a 13/09/2024) e -97,9 milhões de reais em outubro rv3 (19/10/2024 a 25/10/2024).

6.4 Avaliação de Estudos Encadeados no Cálculo de Condições Iniciais

As análises das Seções 6.2 e 6.3 indicam que, embora os erros semanais do DECOMP possam ser relativamente pequenos em termos percentuais, a existência de viés sistemático pode comprometer a qualidade de projeções quando os resultados são reutilizados como condição inicial. Nesta seção, investiga-se explicitamente esse efeito, avaliando como o encadeamento de *decks* ao longo do tempo pode propagar e acumular erros no cálculo das condições iniciais. Para isso, será comparado o nível de reservatório obtido em estudo encadeado com o verificado na operação e sensibilizado o efeito da substituição progressiva de premissas, conforme os estudos descritos no Quadro 1.

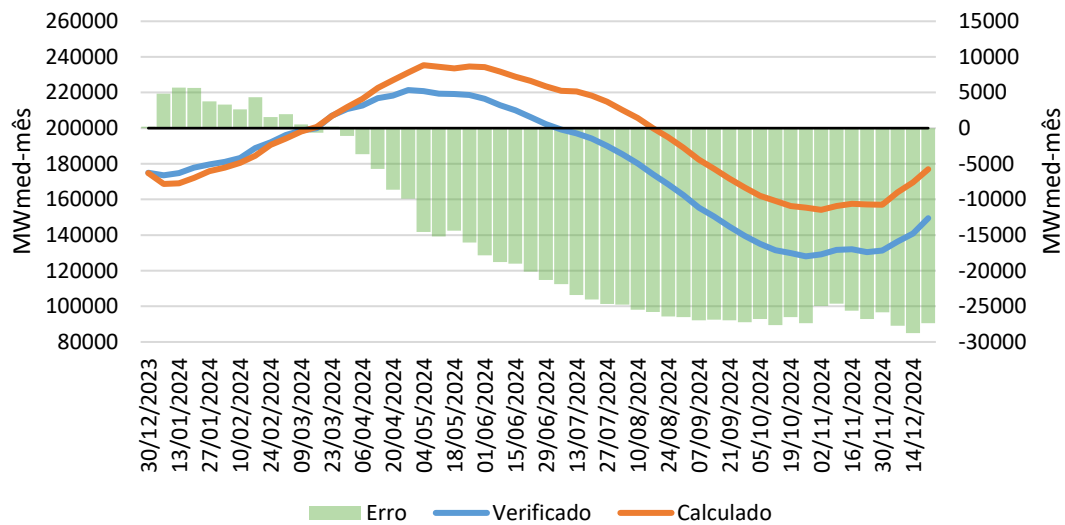
Conforme descrito na Seção 4.1.3, o estudo encadeado com todas as premissas verificadas (Estudo 9) foi o utilizado para avaliar o desempenho de estudos encadeados de NEWAVE e DECOMP para o cálculo de condições iniciais. O objetivo dessa etapa é avaliar se, mesmo que de forma isolada os erros de cálculo de reservatório sejam percentualmente pequenos em relação ao volume do reservatório total, ao encadear o erro durante alguns estágios de tempo o quanto o erro acumulado influencia o resultado do estudo.

6.4.1 Erro no cálculo das condições iniciais no estudo encadeado

Para a avaliação dos estudos encadeados, utiliza-se a Equação 21, descrita na Seção 3.3.3, que mensura o erro acumulado no cálculo do balanço hídrico até o final do horizonte de estudo. Diferentemente dos estudos sequenciais, nos quais o reservatório inicial é atualizado a cada rodada a partir dos *decks* oficiais, nos estudos encadeados o resultado de uma simulação é utilizado como condição inicial da rodada seguinte. Dessa forma, a análise permite avaliar não apenas o erro semanal no cálculo das condições iniciais, mas também o efeito acumulado da propagação desses desvios ao longo do horizonte analisado.

A Figura 30 foi elaborada com estrutura comparável a da Figura 21 e Figura 22, com a diferença de essa se referir ao estudo encadeado com premissas verificadas (Estudo 9) e não a simulação sequencial com premissas verificadas (descrita na Seção 4.1.1).

Figura 30 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via estudo encadeado.



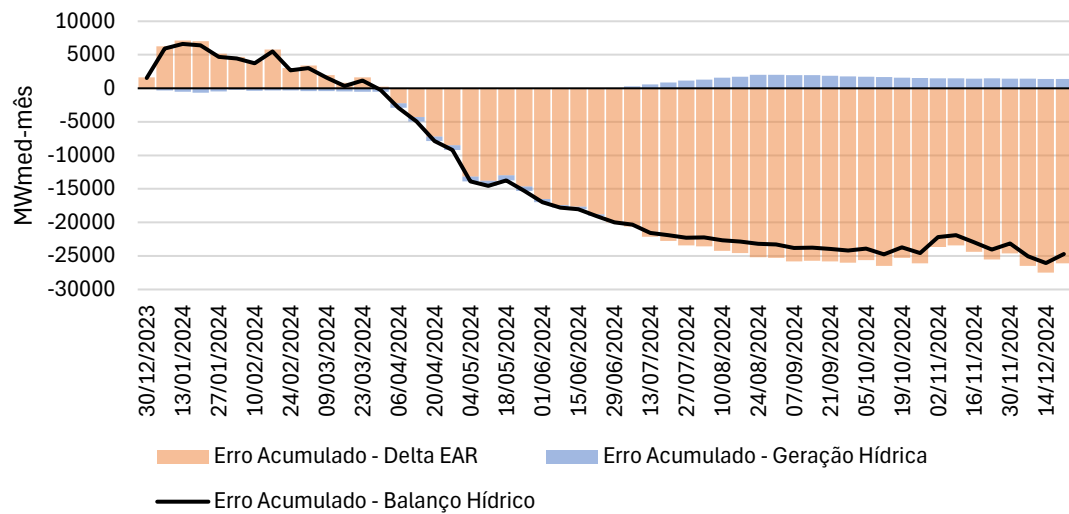
Fonte: O Autor (2026).

Da Figura 30, a primeira observação de destaque é que não ocorreu problema de convergência em nenhuma semana, ao contrário do estudo sequencial, que teve problema de convergência nos *decks* de fevereiro rv0 e rv2. Observa-se, ao final do horizonte de estudo, que o reservatório verificado está -27.383,3 MWmed-mês abaixo do calculado (superestimativa por parte do modelo). Essa diferença representa mais de 9 p.% em relação à capacidade máxima de armazenamento nos reservatórios do SIN (aproximadamente 290 GWmed-mês).

O desvio do estudo encadeado se mostrou superior, em módulo, à expectativa de efeito acumulado estimada a partir dos resultados do estudo sequencial. Considerando o desvio médio do estudo sequencial, de -384,4 MWmed-mês (Tabela 2), como referência para as 52 semanas de 2024, o erro acumulado estimado seria de -19.988,8 MWmed-mês, valor 7.394,5 MWmed-mês inferior, em módulo, ao observado no estudo encadeado. Dessa forma, surge a hipótese de que o encadeamento de condições iniciais amplifica o viés de erro do estudo.

Para aprofundar a avaliação dos erros do modelo, a Figura 31 exibe de forma visual o erro de balanço hídrico acumulado, descrito na Equação 21, descontando a parcela de erro associada ao erro de medição do reservatório inicial e a parcela referente ao erro de geração hídrica.

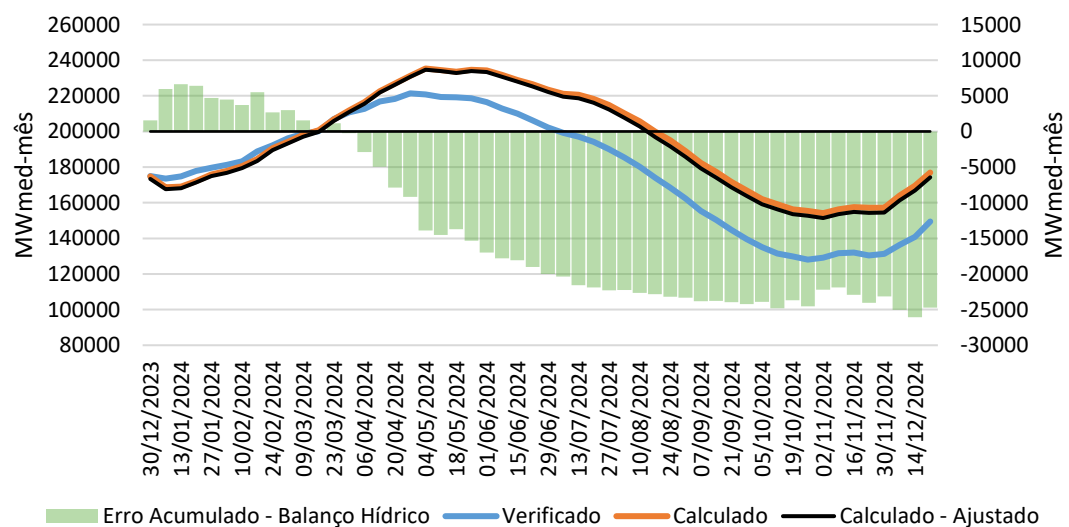
Figura 31 - Análise do erro acumulado no cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.



Fonte: O Autor (2026).

O erro acumulado do balanço hídrico calculado foi de -24.707,6 MWmed-mês, o que representa que remover a parcela de erro do reservatório inicial e do erro de geração hídrica do cálculo melhora em 2.675,7 MWmed-mês a acurácia do modelo em relação ao erro de -27.383,3 MWmed-mês calculado diretamente da diferença dos reservatórios (Figura 30). Para visualizar o quanto esse processo é representativo no cálculo do volume final do reservatório do estudo encadeado, a Figura 32 faz a matemática inversa, somando à curva de reservatório final da Figura 30 (linha laranja) o erro acumulado do balanço hídrico da Figura 31 (linha preta).

Figura 32 - Desvio residual após o ajuste no cálculo de reservatório final do estudo encadeado.



Fonte: O Autor (2026).

Na Figura 32, a linha preta representa o nível final dos reservatórios calculado pelo estudo encadeado após a remoção do erro associado ao reservatório inicial e do erro acumulado de geração hídrica. Observa-se que, quando comparado ao volume total dos reservatórios, esse ajuste representa um ganho pouco significativo na acurácia do cálculo do nível dos reservatórios no estudo encadeado.

Esse resultado reforça a hipótese de que, no encadeamento dos estudos, o viés de superestimativa observado nos decks individuais não apenas se acumula ao longo do horizonte, mas também pode ser amplificado, resultando em um erro na estimativa do nível final dos reservatórios superior ao que seria esperado pela simples acumulação dos desvios médios individuais.

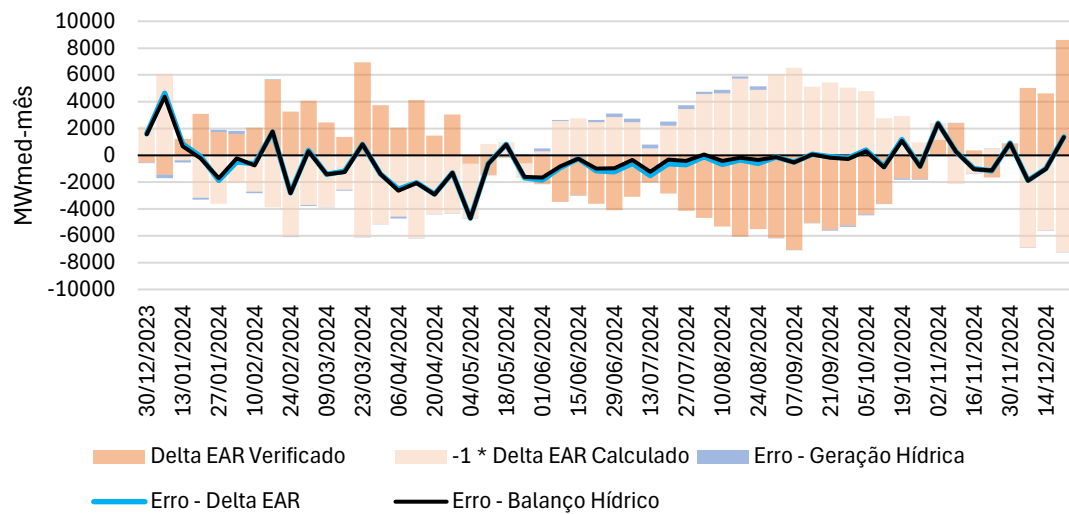
6.4.2 Avaliação de erro semanal dos estudos encadeados

Para investigar de forma mais detalhada o desvio de reservatório calculado nos estudos encadeados, foi realizada a avaliação semanal dos erros de cálculo de condições iniciais do estudo encadeado com premissas verificadas (Estudo 9) removendo os vieses da parcela de erro associada ao reservatório inicial e da parcela de erro associada à geração hídrica, conforme descrito pela Equação 17.

Essa metodologia de avaliação permite comparar o estudo encadeado com o estudo sequencial, com a diferença de que devido ao encadeamento dos reservatórios calculados, no estudo encadeado as usinas hidrelétricas operam em zonas com altura de queda líquida distintas das verificadas, e por consequência, com produtividades diferentes das consideradas na simulação sequencial. A dissociação de vieses permite, em certo nível, mensurar o erro devido a aproximações no cálculo de produtividade das usinas hidrelétricas.

A Figura 33 detalha o erro do DECOMP no cálculo de condições iniciais sem viés, semana a semana, utilizando a Equação 17 aplicada aos resultados da simulação do Estudo 9.

Figura 33 - Análise do erro semanal no cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.



Fonte: O Autor (2026).

As estatísticas dos erros calculados são detalhadas na Tabela 9. Para tornar a avaliação do estudo encadeado comparável com a do estudo sequencial (apresentado na Tabela 3), apesar da convergência dos *decks* encadeados não demonstrar *outliers*, os *decks* de fevereiro rv0 e rv2 do estudo encadeado foram removidos do cálculo das estatísticas, assim como feito nos estudos sequenciais.

Tabela 9 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico via estudo encadeado.

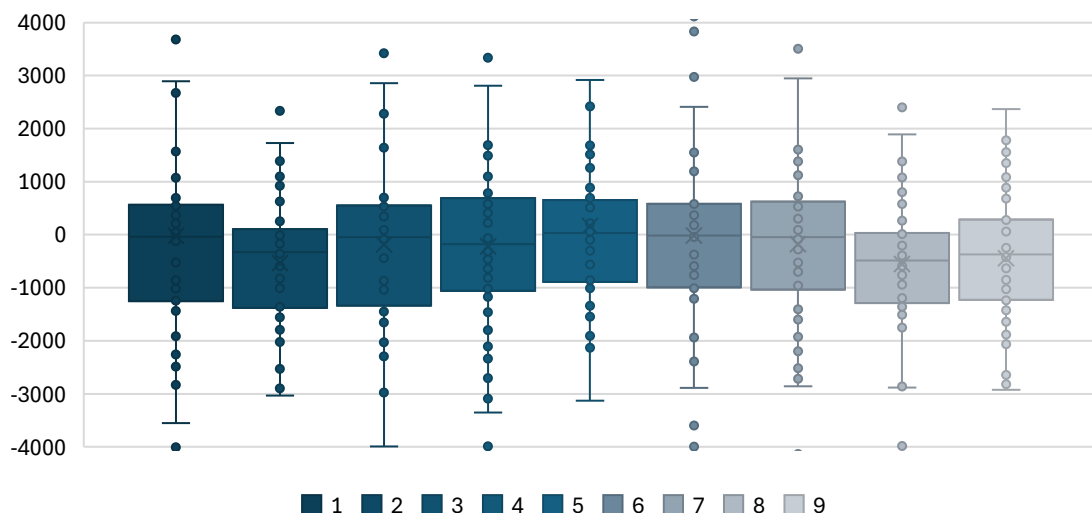
Medida	Geração Hídrica	Delta EAR _{final,inicial}	Balanço Hídrico
Bias (MWmed-mês)	26,8	-471,9	-445,1
MAE (MWmed-mês)	96,9	1.174,0	1.115,7
MAPE (MWmed-mês)	0,05%	0,66%	0,62%

Fonte: O Autor (2026).

Apesar de visualmente a Figura 33 ser parecida com a Figura 23 (com exceção das duas semanas com problema de convergência), a Tabela 9 evidencia o aumento do viés de erro do balanço hídrico do estudo encadeado (-445,1 MWmed-mês) em relação ao viés de erro sequencial (-294,2 MWmed-mês, Tabela 3). Uma possível justificativa para o aumento no viés é devido ao aumento do erro no cálculo da produtividade das usinas hidrelétricas, que depende da queda líquida (SILVA, 2012). Quando modelada no estudo encadeado, o efeito acumulado de desvio de reservatório resulta em uma maior diferença de altura de queda líquida, que por sua vez implica em uma produtividade calculada muito diferente da produtividade real. Já no estudo sequencial, que atualiza o nível do reservatório a cada *deck*, a produtividade utilizada na simulação fica mais próxima da realidade.

Para mensurar o impacto de cada incerteza no cálculo de condições iniciais individuais, conforme Equação 17, estendeu-se as avaliações feitas para todos os estudos descritos no Quadro 1.

Figura 34 - Distribuição dos erros de cálculo de balanço hídrico dos estudos encadeados.



Fonte: O Autor (2026).

Tabela 10 - Estatísticas de avaliação do cálculo de balanço hídrico dos estudos encadeados.

Estudo	Bias (MWmed-mês)	MAE (MWmed-mês)	MAPE (%)
1	-23,5	1.369,5	0,80%
2	-534,9	1.058,7	0,59%
3	-183,0	1.331,5	0,77%
4	-222,3	1.181,7	0,70%
5	165,4	1.185,5	0,70%
6	-14,4	1.408,7	0,81%
7	-179,3	1.249,0	0,72%
8	-550,3	996,4	0,56%
9	-445,1	1.115,7	0,62%

Fonte: O Autor (2026).

A Figura 34 apresenta em gráfico de *boxplot* a distribuição dos erros de cálculo de balanço hídrico de cada um dos estudos simulados e a Tabela 10 apresenta as estatísticas gerais de erro de cada estudo. Avaliou-se que, dos resultados apresentados na Tabela 10, o aumento da quantidade de variáveis verificadas não necessariamente reduz os indicadores de erro. Tal comportamento é justificado devido a possíveis compensações de erros, pois na Seção 6.1 foi avaliado que não há um viés claro em todas as variáveis de incerteza de entrada do modelo. Dessa forma, erros de magnitude similar, mas sinais opostos, se compensaram no cálculo dos indicadores estatísticos gerais.

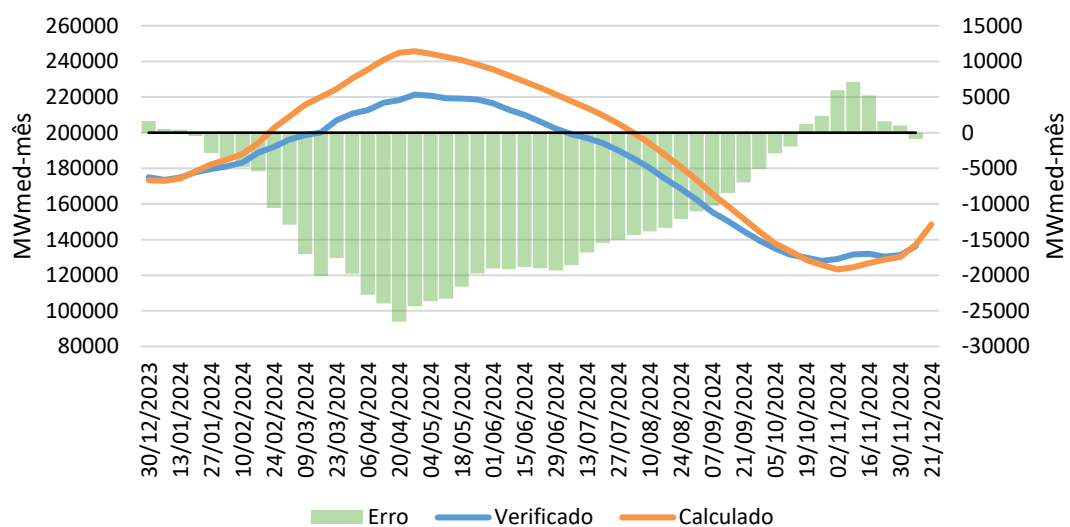
6.4.3 Comparação com Machine Learning: Walk-Forward tradicional

Para avaliar os resultados produzidos pela simulação encadeada de NEWAVE e DECOMP executados com premissas verificadas, nesta subseção foi feita a comparação com resultados obtidos pelo modelo de *machine learning* recursivo descrito na Seção 4.2.2, desenvolvido para previsão recursiva (*walk-forward* tradicional) sem atualização do estado do reservatório ao longo do horizonte de simulação. Nessa configuração, o modelo de ML utiliza exclusivamente valores previstos para atualizar o estado do sistema entre as etapas sucessivas, propagando as incertezas associadas ao despacho e ao balanço hídrico ao longo do tempo.

A comparação entre as rodadas encadeadas de DECOMP e o algoritmo de *machine learning* é feita comparando o erro no cálculo do nível de reservatório ao final de cada semana operativa ao longo do horizonte de 2024. A análise visa avaliar a capacidade do modelo de *machine learning* em reproduzir a dinâmica global da operação quando submetido às mesmas condições de propagação de erro e ausência de correção *ex-post* da modelagem encadeada de NEWAVE e DECOMP.

A Figura 35 apresenta a comparação entre reservatório realizado (linha azul) e o calculado pelo modelo de ML recursivo (linha laranja) e o erro no cálculo das condições iniciais semana a semana.

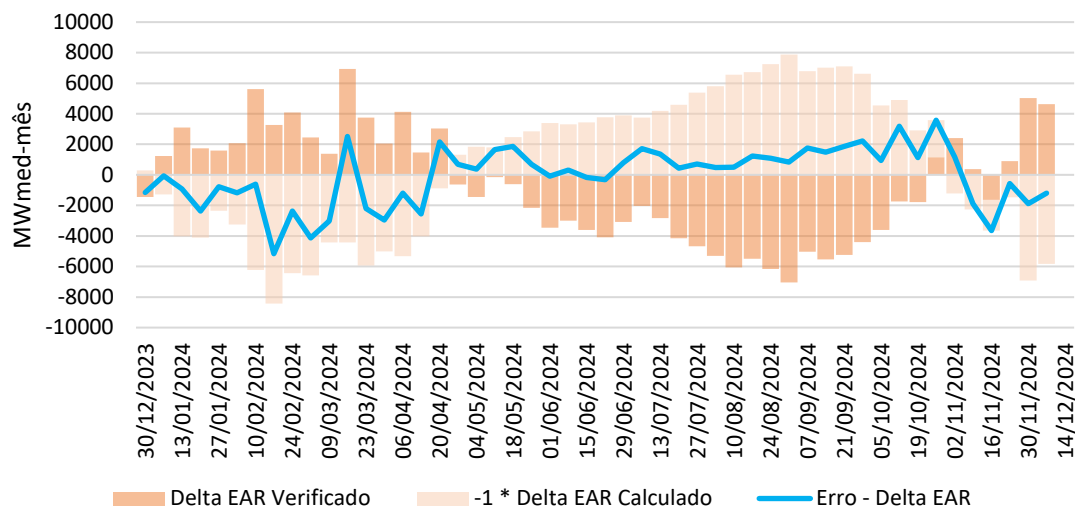
Figura 35 - Desvio entre reservatório final verificado e calculado via ML recursivo.



Fonte: O Autor (2026).

Para aprofundar a análise comparativa das simulações, assim como feito para o estudo encadeado na Seção 6.4.2, fez-se a análise do erro semanal no cálculo de variação do reservatório das projeções de *machine learning* recursivo, conforme apresentado visualmente na Figura 36 e de forma quantitativa na Tabela 11.

Figura 36 - Análise do erro semanal no cálculo de variação do reservatório via ML recursivo.



Fonte: O Autor (2026).

Tabela 11 - Estatísticas de avaliação do cálculo de condições iniciais via ML recursivo.

Medida	Delta EAR _{final/inicial}
Bias (MWmed-mês)	-75,06
MAE (MWmed-mês)	1.543,84
MAPE (%)	0,91%

Fonte: O Autor (2026).

Apesar da difícil comparação qualitativa entre a Figura 36 e a Figura 33, a comparação entre a Tabela 11 e Tabela 9 permite a análise quantitativa.

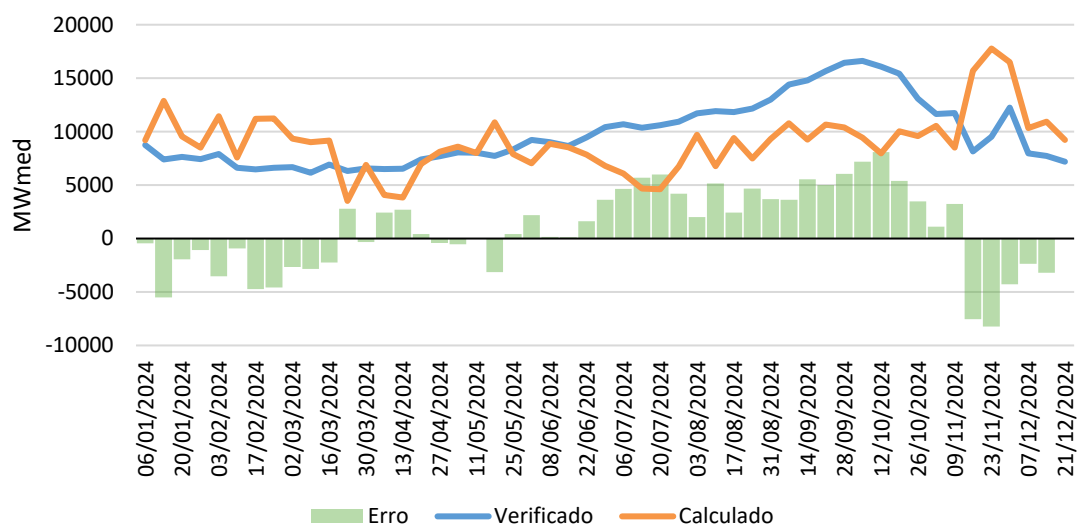
Da Tabela 11, o viés das projeções de ML recursivo é de -75,06 MWmed-mês, significativamente menor que os -471,9 MWmed-mês das projeções do estudo encadeado. Essa estatística transcreve de forma quantitativa análise visual da Figura 35 (da projeção via modelo de ML) de que os erros no cálculo do reservatório entre as semanas se compensaram, implicando em um erro acumulado ao final do horizonte muito menor que o visualizado na Figura 30 (da projeção via estudo encadeado).

Porém, o MAE de 1.543,84 MWmed-mês das projeções de ML é maior que o MAE das projeções do estudo encadeado (1.174 MWmed-mês). Essa estatística transcreve de forma quantitativa que há uma maior volatilidade nas projeções de

reservatório do modelo de *machine learning* quando comparada com as projeções do estudo encadeado. Esse efeito volátil é observado na Figura 30, na qual a magnitude do erro do estudo encadeado só ultrapassou os 25 GWmed-mês após 30 semanas (em agosto de 2024), enquanto no modelo de *machine learning* após 17 semanas (em abril de 2024) o erro já era maior que 25 GWmed-mês.

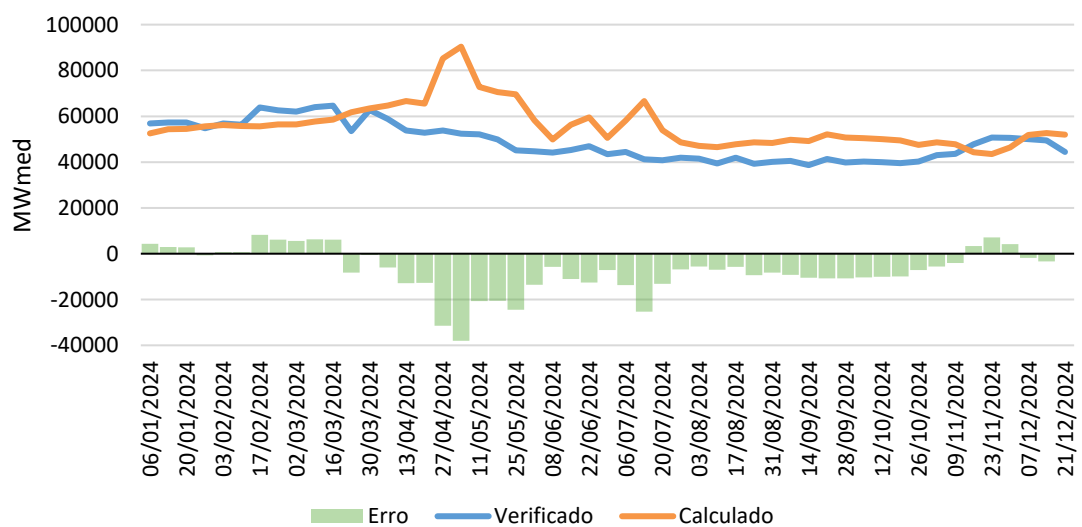
Para complementar o estudo, foi feita a avaliação da performance das demais variáveis endógenas projetadas pelo modelo de *machine learning* recursivo.

Figura 37 - Desvio entre despacho térmico verificado e calculado via ML recursivo.



Fonte: O Autor (2026).

Figura 38 - Desvio entre despacho hídrico verificado e calculado via ML recursivo.



Fonte: O Autor (2026).

Tabela 12 - Estatísticas de avaliação da projeção de operação via ML recursivo.

Medida	Térmica	Hídrica
Bias (MWmed)	864,0	-7.132,7
MAE (MWmed)	3.285,7	9.471,2
MAPE (%)	33,20%	20,27%

Fonte: O Autor (2026).

As elevadas estatísticas de erro apresentadas na Tabela 12 indicam que falta ao modelo de ML detalhamento das condições físicas do sistema para uma adequada modelagem da operação. Dessa forma, apesar da boa performance das projeções de reservatório do modelo de *machine learning*, não é possível afirmar que essa acurácia não foi ocasionada por casualidade, caso contrário, as demais variáveis também deveriam ter tido boa performance.

No geral, as projeções das variáveis endógenas do estudo encadeado de NEWAVE e DECOMP apresentam menor volatilidade e maior consistência técnica com o esperado do balanço energético e hídrico do sistema.

7 CONCLUSÕES

O presente trabalho avaliou a capacidade das ferramentas computacionais oficiais de planejamento da operação em calcular e propagar condições operativas do Sistema Interligado Nacional (SIN), com ênfase no desempenho do DECOMP no cálculo de níveis de reservatório e balanço hídrico. A partir da construção de um arcabouço metodológico baseado em estudos sequenciais e encadeados, com substituição sistemática de premissas *ex-ante* por valores verificados da operação, foi possível separar parte dos efeitos decorrentes das incertezas de entrada daqueles associados à representação do sistema nos modelos.

Os resultados indicam que as premissas hidrológicas, particularmente a Energia Natural Afluente (ENA), constituem a maior fonte de incerteza, impactando diretamente a política de uso de reservatórios e a formação do Custo Marginal de Operação (CMO). As fontes renováveis intermitentes, em especial a geração eólica, mostraram elevada variabilidade percentual, reforçando a necessidade de mecanismos de mitigação de risco e de expansão planejada de fontes despacháveis, conforme já apontado nos estudos do PDE. A carga com MMGD também apresentou desvios relevantes, ainda que com impacto percentual menor.

A análise isolada do DECOMP evidenciou que o modelo apresenta boa aderência no cálculo de condições iniciais, com erros percentuais baixos, mas também revelou um viés estrutural de superestimação no cálculo do volume final de reservatório. Esse viés corresponde ao termo residual do balanço hídrico, obtido após a substituição das premissas de balanço energético e das vazões incrementais afluentes por valores verificados. Essa imprecisão do modelo é particularmente relevante para agentes de comercialização, que utilizam simulações de longo prazo para precificação, análise de risco ou definição de estratégias comerciais.

Embora as imprecisões no cálculo de balanço hídrico possam ser interpretadas como baixas relativamente quando analisadas semanalmente (MAPE de 0,6% no estudo sequencial), os estudos encadeados demonstraram que os erros sistemáticos se acumulam ao longo do horizonte de planejamento, podendo deslocar

significativamente o nível de armazenamento projetado (erro acumulado do balanço hídrico de -24.707,6 MWmed-mês no estudo sequencial).

Cabe destacar que a avaliação agregada no nível do SIN tende a subestimar a magnitude real dos desvios, uma vez que o MAE do sistema (1.082,9 MWmed-mês) se mostrou inferior à soma dos MAE apurados por submercado (1.929,1 MWmed-mês), evidenciando compensação entre erros de sinais opostos. O detalhamento por submercado revelou erros relativos mais expressivos no Sul (MAPE de 3,72%) e no Norte (1,49%), o que indica que a análise individualizada é necessária para localizar corretamente a origem dos desvios e evitar conclusões otimistas derivadas apenas da métrica agregada.

A avaliação da aderência da política de operação mostrou que, apesar dos esforços regulatórios de aprimoramento dos mecanismos de aversão ao risco (como VminOp e CVaR), ainda existe diferença considerável entre o despacho planejado *ex-ante* e o despacho realizado pelo ONS. Esse desalinhamento se reflete diretamente na geração fora da ordem de mérito (GFOM) e na necessidade persistente de Encargos de Serviços do Sistema (ESS), reforçando a importância de aprimorar tanto as premissas de entrada quanto a capacidade dos modelos em representar políticas operativas reais.

No âmbito econômico, a aplicação exploratória do mecanismo de dupla precificação indicou impactos financeiros relevantes nas simulações de 2024. Esses resultados não permitem concluir, de forma definitiva, que o modelo de contabilização exclusivamente *forward* seja insuficiente em todos os contextos, mas sugerem que mecanismos *ex-post* podem contribuir para reduzir distorções decorrentes de diferenças entre planejamento e operação realizada. Essa análise deve ser interpretada como uma aplicação complementar da metodologia proposta, limitada pela não execução do DESSEM e pela representação simplificada do processo de liquidação financeira.

O conjunto das análises aponta que embora os modelos computacionais brasileiros sejam robustos e internacionalmente reconhecidos, sua utilização como instrumentos de previsão apresenta limitações decorrentes tanto da natureza estocástica das variáveis quanto de simplificações modeladas para viabilizar a solução dos problemas de otimização. Os resultados obtidos reforçam a relevância

das ferramentas computacionais no planejamento energético brasileiro, mas também deixam evidente a necessidade de contínuo aperfeiçoamento metodológico, regulatório e tecnológico. O trabalho contribui para essa agenda ao fornecer diagnósticos quantitativos, propor linhas de aperfeiçoamento e demonstrar, por meio de estudos sistemáticos, como erros aparentemente pequenos podem gerar impactos relevantes na operação, no mercado e na remuneração dos agentes. Dessa forma, espera-se que as análises aqui apresentadas possam orientar futuros desenvolvimentos do setor elétrico, contribuindo para um setor elétrico mais eficiente, transparente e aderente às suas condições operativas reais.

A partir dos resultados obtidos, identificam-se três frentes principais para o desenvolvimento de trabalhos futuros. A primeira consiste em decompor o resíduo do balanço hídrico em suas parcelas físicas, avaliando separadamente o desvio de produtividade das usinas, mediante comparação entre a produtividade equivalente implícita nos resultados do DECOMP e aquela obtida a partir dos dados verificados de geração, vazão turbinada e altura de queda líquida, bem como a aderência das séries de evaporação e de usos consuntivos cadastradas nos *decks* aos valores observados nas bacias. A segunda frente consiste em estender a avaliação ao nível individualizado de usina e de cascata, utilizando simulações de DESSEM com rede (utilizados pelo ONS para programação da operação), o que permitiria verificar se o viés identificado se concentra em aproveitamentos específicos, em determinadas bacias ou em usinas com maior sensibilidade da produtividade à variação de queda líquida, evitando a compensação de erros observada na apuração agregada. A terceira frente consiste em investigar a correlação entre o erro de balanço hídrico e o nível inicial de armazenamento e, caso confirmada essa dependência, calibrar o fator de ajuste dos estudos encadeados de forma diferenciada por mês do ano ou por faixa de reservatório, em substituição ao fator único médio calculado nesta dissertação, ampliando a aderência das projeções em horizontes mais longos.

8 REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. RALIE - Relatório de Acompanhamento da Expansão da Oferta de Geração de Energia Elétrica. **Portal de Dados Abertos da ANEEL**, 2024a. Disponível em: <<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/ralie-relatorio-de-acompanhamento-da-expansao-da-oferta-de-geracao-de-energia-eletrica>>. Acesso em: out. 2025.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. SIGA - Sistema de Informações de Geração da ANEEL. **Portal de Dados Abertos da ANEEL**, 2024b. Disponível em: <<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/siga-sistema-de-informacoes-de-geracao-da-aneel>>. Acesso em: out. 2025.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Despacho nº 3.850, de 19 de dezembro de 2025, 2025. Disponível em: <<https://www2.aneel.gov.br/cedoc/dsp20253850ti.pdf>>. Acesso em: 16 out. 2025.

ALQVIST, V.; HOLMBERG, P. Central versus self-dispatch in electricity markets. **Energy Policy Research Group Working Paper**, 2019. Disponível em: <<https://www.jbs.cam.ac.uk/wp-content/uploads/2023/12/eprg-nts1902.pdf>>.

ALVES, R. Interface de Programação para o DECOMP. **GitHub**, 2025. Disponível em: <<https://rjmalves.github.io/idecomp/>>. Acesso em: out. 2025.

ALVES, R. Interface de Programação para o DESSEM. **GitHub**, 2025. Disponível em: <<https://rjmalves.github.io/idessem/>>. Acesso em: out. 2025.

ALVES, R. Interface de Programação para o NEWAVE. **GitHub**, 2025. Disponível em: <<https://rjmalves.github.io/inewave/>>. Acesso em: out. 2025.

BARROSO, L. *et al.* Classification of electricity market models worldwide. **On behalf of CIGRE Task Force C5.2.1**, 2005.

BECKER, Bernhard; KIM, Jiyoung; PUMMER, Elena. Reservoir operations under uncertainty with moving-horizon approach and ensemble forecast optimization. **Journal of Applied Water Engineering and Research**, v. 12, n. 3, p. 265-276, 2024. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23249676.2023.2276948>>. Acesso em: 10 mar. 2026.

CALABRIA, F. A.; SARAIVA, J. T.; ROCHA, A. P. Improving the Brazilian Electricity Market: How to Replace the Centralized Dispatch by Decentralized Market-Based Bidding. **Journal of Energy Markets**, 11, n. 2, 2018.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. **Relatório do Grupo Temático: Mecanismos de Formação de Preço**. São Paulo. 2019.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. **Caderno 00 das Regras de Comercialização: Preço de Liquidação das Diferenças**. São Paulo. 2026a.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. **Caderno 16 das Regras de Comercialização: Reajuste dos Parâmetros da Receita de CCEAR**. São Paulo. 2026b.

CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA. Documentação Técnica dos modelos para Planejamento da Operação do SIN. **Ambiente Libs**, 11 mar. 2026. Disponível em: <<https://see.cepel.br/manual/lib/latest/index.html>>. Acesso em: mar. 2026.

CHAO, H.; PECK, S. An Institutional Design for an Electricity Contract Market with Central Dispatch. **The Energy Journal**, v.18, n. 1, 1997. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/pdf/41322719.pdf>>. Acesso em: dez. 2025.

COLONETTI, B.; FINARDI, E. Hydrothermal Unit-Commitment Problem of a Large-Scale System with Representation of Forbidden Zones. **Energies**, v. 15, 2022. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/15/1/39>>.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Plano Decenal de Expansão de Energia - PDE. **Publicações**, 2025. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia-pde>>. Acesso em: dez. 2025.

LITVINOV, E. Design and operation of the locational marginal prices-based electricity markets. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 4, n. 2, fev. 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2009.0046>>.

MATOS, V. L. **Um Modelo para o Planejamento Anual da Operação Energética Considerando Técnicas Avançadas de Otimização Estocástica**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, p. 267. 2012.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. **Reunião Plenária da CPAMP: Consultas Públicas MME nº109 e 111/2021**. Brasília. 2021.

NAZARÉ, F.; CUNHA, G.; BASTOS, J. P. Uma metodologia para ofertas de preços no Setor Elétrico Brasileiro: Avaliação e impactos. **XXV SNPTEE Seminário Nacional De Produção e Transmissão de Energia Elétrica**, Belo Horizonte, 2019.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **ONS NT 0120/2012: Restrições elétricas intrassistemas, representadas na elaboração do Programa Mensal da operação Energética - PMO, com impacto nos limites de intercambio entre subsistemas**. ONS. Rio de Janeiro. 2012.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. Portal de Dados Abertos do ONS. **Conjunto de Dados**, 2021. Disponível em: <<https://dados.ons.org.br/>>. Acesso em: out. 2025.

PEDREGOSA, F. *et al.* Scikit-learn: Machine Learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 2825-2830, 2011. Disponível em: <<https://jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html>>. Acesso em: 04 abr. 2026.

PSR - ENERGY CONSULTING AND ANALYTICS. Propostas de metodologias para a formação de preços por oferta no Brasil - Entregável 1: Avaliação conceitual e estratégias. **P&D ANEEL**, 2020.

SILVA, E. **Formação de preços em mercados de energia elétrica**. 2^a. ed. Florianópolis: Edição do Autor, 2012.

SOARES, S.; SALMAZO, C. T. Minimum loss predispach model for hydroelectric power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 3, Campinas., ago. 1997. 1220-1228.

APÊNDICES

usando sequências de XX) que orientará ao *software* quais são as colunas das linhas subsequentes que conterão os valores das variáveis.

Quadro 2 - Lista de blocos do arquivo de dados gerais do DECOMP.

Bloco	Mnemônico	Descrição
1	TE	Título
2	SB	Os subsistemas
3	UH	Volume dos reservatórios
4	CT	Cadastro UTE
5	EU	Estacoes de bombeamento
6	DP	Carga dos subsistemas
7	CD	Custo de déficit
8	BE	Bacias especiais/Pequenas usinas geração externa
9	PQ	Geracao em pequenas usinas fora do despacho centralizado
10	RI	Restrição Itaipu
11	IA	Limites de intercâmbio entre subsistemas
12	RC	Patamares de carga em ordem crescente - Restrições escada
13	TX	Taxa de desconto anual (%)
14	GP	Tolerância para o GAP de convergência da etapa Dual
15	NI	Total de iterações
16	PD	Algoritmo da PL
17	DT	Data de referência do estudo
18	MP	Manutenções programadas hidráulicas
20	FD	Fator de disponibilidade de usinas hidráulicas
21	VE	Volume de espera
23	RE	Restrições elétricas
24	VI	Tempo de viagem da água
25	AC	Modificação do cadastro
26	RV	Revisão da operação
27	FP	Funções de produção das UHEs
28	IR	Relatórios de saída
29	CI	Contratos de importação e exportação
30	RS	Continuação do processamento do estudo
31	FC	Definição da função custo Futuro
32	TI	Taxa de irrigação
33	RQ	Vazão defluente mínima histórica
34	EZ	Função de energia armazenada
35	HV	Restrições de volume armazenado/Vazão defluente
36	HQ	Restrições de vazão Defluente
37	VL	Vazão lateral
38	AR	Configuração do CVaR
39	FJ	Funções de polinômios de jusante
40	HE	Níveis meta de reservatório (VminOp)

Fonte: O Autor (2026).

estudo, etapa determinística, e o estágio 6 representa o segundo mês do estudo, etapa estocástica);

- Nas colunas 10 e 11 é o submercado exportador de energia (de);
- Nas colunas 15 e 16 é o submercado importador de energia (para);
- Nas colunas 20 a 30 é o limite de fluxo de energia do exportador para o importador no patamar de carga leve;
- Nas colunas 30 a 40 é o limite de fluxo de energia do importador para o exportador no patamar de carga leve;
- Nas colunas 40 a 50 é o limite do fluxo de energia exportador para o importador no patamar de carga média;
- Nas colunas 50 a 60 é o limite do fluxo de energia do importador para o exportador no patamar de carga média;
- Nas colunas 60 a 70 é o limite do fluxo de energia do exportador para o importador no patamar de carga pesada;
- Nas colunas 70 a 80 é o limite do fluxo de energia do importador para o exportador no patamar de carga pesada.

Representação das centrais geradoras hidrelétricas

A representação das usinas hidrelétricas exige um conjunto de parâmetros físicos, hidráulicos e energéticos que permita ao modelo simular adequadamente o comportamento das unidades ao longo do horizonte de estudo. Cada usina possui características próprias que influenciam diretamente sua capacidade de geração e sua contribuição ao balanço hídrico, como volume útil, curvas cota-área-volume, vazões mínimas defluentes, produtividades específicas e restrições ambientais e operativas.

As produtividades hídricas, que relacionam a vazão turbinada à energia gerada, são modeladas a partir de funções de produção e parâmetros de rendimento associados à queda líquida e às características turbina-gerador. Além disso, o modelo considera o acoplamento hidráulico entre usinas de uma mesma cascata, representando efeitos de montante e jusante e, quando aplicável, tempos de viagem da água. Esses elementos são essenciais para a coerência intertemporal da simulação, pois afetam a evolução dos volumes armazenados e, conseqüentemente, o cálculo das condições iniciais semanais.

Outro aspecto relevante é a representação de restrições de vazão defluente e de vertimento, fundamentais para assegurar aderência a requisitos ambientais, usos múltiplos da água e limites físicos de operação. Em síntese, a modelagem hidrelétrica nos *softwares* combina parâmetros hidráulicos e energéticos com a lógica de otimização, buscando consistência entre as decisões de curto prazo e os efeitos intertemporais associados ao armazenamento.

Figura 41 - Visualização via HydroEdit do cadastro da UHE Camargos.

HydroEdit - J:\Pedro\Mestrado\2024\Estudos\Carga Líquida + ENA Verificada\DC202405-sem4\hydr.dat

Arquivo Editar Ajuda

ONS 1 **CAMARGOS** Data: 25-04-24

Operador Nacional do Sistema Elétrico

Cadastro

Sistema: 1 - Sudeste
 Empresa: 18 - Cemig
 Posto: 1
 Posto BDH: 0
 Jusante: 2 - ITUTINGA
 Desvio: 0 - NÃO HÁ

Reservatório

Regulação: M - Mensal

Volume de Referência: 792,00 hm³
 Volume Máximo: 792,00 hm³ Cota Máxima: 913,00 m
 Volume Vertedouro: 418,97 hm³
 Volume Mínimo: 120,00 hm³ Cota Mínima: 899,00 m
 Volume Desvio: 120,00 hm³

Polinômios

Cota x Volume	A0	A1	A2	A3	A4
8,929700E+02	6,208900E-02	-1,104100E-04	1,247000E-07	-5,551200E-11	
Área x Cota	1,333430E+04	-3,286609E+01	2,008930E-02	0,000000E+00	0,000000E+00

Evaporação Mensal (mm/mês):

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
0	2	29	40	51	46	32	23	24	15	4	7	

Usina

Produt. Específica: 0,008767 MW/m³/s/m Fator de Carga Máximo: 100,00 % Vazão Min. Histórico: 24 m³/s
 Canal de Fuga Médio: 885,73 m Tipo de Turbina: 2 - Kaplan/Propeller Fator de Carga Mínimo: 0,00 % Núm. de Unid. de Base: 1
 TEIF: 0,174 % Conjuntos de Máq.: 1 Tipo: 2 - m Influência do Vertimento no Canal de Fuga: 1 - Yes
 IP: 2,724 % Num. Polinômios de Jusante: 1 Perdas Valor: 0,09 Representação do Conjunto: 2 - Simpl.

CONJUNTOS DE MÁQUINAS

#	#Maq	PotEf (MW)	QEf (m ³ /s)	HEf (m)	#	RL	A0	A1	A2	A3	A4
1	2	23,0	107	24,60	1	QHT	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00
					1	QHG	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00
					1	PH	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00

Polinômios de Jusante

#	A0	A1	A2	A3	A4	Refer (m):
1	8,861000E+02	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,000000E+00	0,00

Fonte: O Autor (2026).

A Figura 41 apresenta a interface visual do arquivo hydr.dat, responsável pela coletânea de parâmetros de cadastro de usinas hidrelétricas. Cabe destacar que em toda a cadeia de modelos as usinas hidrelétricas são representadas individualmente.

Representação das centrais termelétricas

As usinas termelétricas são representadas no DECOMP por meio de um conjunto de atributos técnicos e econômicos que condicionam sua participação no despacho e na formação do despacho por ordem de mérito. Cada unidade é

caracterizada, entre outros aspectos, pelo Custo Variável Unitário (CVU), disponibilidade operacional, inflexibilidades, limites de geração por patamar e restrições associadas a combustível, contratos e condições de operação.

No NEWAVE, o cadastro das usinas termelétricas é organizado em arquivos de entrada específicos, cada um concentrando um subconjunto de parâmetros: o `conft.dat` reúne a configuração térmica (estrutura de vinculação e classificação das UTE), o `term.dat` contém os dados das usinas termelétricas propriamente ditos, e o `clast.dat` registra os dados das classes térmicas (agrupamentos utilizados na parametrização). Complementarmente, o `expt.dat` armazena informações associadas à expansão termelétrica ao longo do horizonte de estudo, enquanto o `manutt.dat` concentra a manutenção programada de UTE, permitindo representar indisponibilidades planejadas. Por fim, o `adterm.dat` é utilizado para despacho antecipado, com ênfase em térmicas GNL, servindo como entrada adicional quando se deseja explicitar esse tipo de condicionante no planejamento.

No DECOMP, as térmicas estão cadastradas no Bloco 4 (registro CT) do `dadger.rvX`, que descreve os valores de geração mínima e máxima por patamar de carga, permitindo que o modelo simule tanto usinas totalmente flexíveis, que geram conforme o mérito econômico, quanto as inflexíveis, que devem gerar de forma obrigatória por razões técnicas, contratuais ou de segurança sistêmica. A disponibilidade térmica cadastrada no Bloco CT considera fatores de indisponibilidade programada ou forçada.

Para usinas movidas a gás natural liquefeito (GNL), o arquivo `dadgnl.rvX` do DECOMP trata explicitamente a necessidade de despacho com antecipação. A Figura 42 apresenta o Bloco 1 (registros TG), que contém os parâmetros operativos por patamar, o Bloco 3 (registro NL), com o *lag* de antecipação de despacho e o Bloco 4 (registro GL), com a geração das térmicas GNL já comandadas. Essa antecipação é adotada no Brasil por questões operativas e logísticas do combustível, pois o despacho das usinas GNL precisa ser conhecido com antecedência devido à impossibilidade de armazenamento local e ao tempo necessário para transportar o GNL até as usinas. No caso das usinas descritas no `dadgnl.rvX`, o combustível é importado da Europa ou Oriente Médio, e o tempo de transporte via navios para Brasil de até dois meses precisa ser considerado.

Figura 42 - Blocos do arquivo de dados de usinas GNL do DECOMP

```

&-----CRITF
&.....BLOCO.1.***.TERMICAS.A.GNL.***CRITF
&.....(REGISTRO.TG)CRITF
&-----CRITF
&.....Usina.....Est.....Pat.1.....Pat.2.....Pat3CRITF
&..cod..ss.....nome..ip.....infl.disp.....cvu.....infl.disp.....cvu.....infl.disp.....cvu.....CRITF
&x..xxx..xx.....xxxxxxxxXX.....xxxxXxxxxxXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXCRITF
IG..86..1.....SANTA CRUZ.1.....0.0350.0.....217.45..0.0350.0.....217.45..0.0350.0.....217.45..CRITF
IG..86..1.....SANTA CRUZ.3.....0.0500.0.....217.45..0.0500.0.....217.45..0.0500.0.....217.45..CRITF
IG..15..1.....LUIZORMELO.1.....0.0204.0.....327.91..0.0204.0.....327.91..0.0204.0.....327.91..CRITF
IG..224..3.....PSERGIPE.I.1.....0.01235.....335.71..0.01235.....335.71..0.01235.....335.71..CRITF
IG..224..3.....PSERGIPE.I.3.....0.01593.....335.71..0.01559.....335.71..0.01504.....335.71..CRITF
IG..224..3.....PSERGIPE.I.4.....0.01593.....335.71..0.01593.....335.71..0.01593.....335.71..CRITF
&-----CRITF
&.....BLOCO.2.***.NUMERO.DE.SEMANAS.***CRITF
&.....(REGISTRO.GS)CRITF
&-----CRITF
&..mes..semanasCRITF
&x..xx..xCRITF
GS..1...5CRITF
GS..2...4CRITF
GS..3...5CRITF
&-----CRITF
&.....BLOCO.3.***.LAG.DE.ANTECIPACAO.DE.DESPACHO.***CRITF
&.....(REGISTRO.NL)CRITF
&-----CRITF
&..cod..ss..lagCRITF
&x..xxx..xx..xCRITF
NL..86..1...2CRITF
NL..15..1...2CRITF
NL..224..3...2CRITF
&-----CRITF
&.....BLOCO.4.***.GERACOES.DE.TERMICAS.GNL.JA.COMANDADAS.***CRITF
&.....(REGISTRO.GL)CRITF
&-----CRITF
&.....Usina.....Pat.1.....Pat.2.....Pat3CRITF
&..cod..ss..sem.....geracao..dur..geracao..dur..geracao..dur..data.inicCRITF
&x..xxx..xx..xx.....xxxxxxxxXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXxxXXXXxxCRITF
&..SANTA CRUZCRITF
&..SET/2025CRITF
&..Despacho.anticipado.por.ordem.de.meritoCRITF
&..SGI.44.434-25.referente.a.UG31.devera.ser.prorrogado.novamente.CRITF
GL..86..1...1.....350.0..35.....350.0..60.....350.0..73..30082025CRITF
GL..86..1...2.....350.0..35.....350.0..64.....350.0..69..06092025CRITF
GL..86..1...3.....500.0..35.....500.0..64.....500.0..69..13092025CRITF
GL..86..1...4.....500.0..35.....500.0..64.....500.0..69..20092025CRITF
GL..86..1...5.....500.0..35.....500.0..64.....500.0..69..27092025CRITF

```

Fonte: O Autor (2026).

Representação do sistema de transmissão

A representação do sistema de transmissão no DECOMP é realizada, de forma agregada, por meio de limites energéticos de intercâmbio entre subsistemas, cadastrados principalmente no Bloco 11 (IA) do arquivo dadger.rvX. Esses limites descrevem a capacidade máxima de transferência de energia entre regiões do SIN para cada patamar de carga e para cada estágio do horizonte de estudo.

A modelagem do sistema de transmissão é simplificada em relação à feita pelo DESSEM, que pode representar restrições elétricas com maior granularidade e

incluir os elementos de rede básica. Dessa forma, a modelagem do DECOMP tem como objetivo capturar os principais congestionamentos estruturais por meio de limites de intercâmbio e restrições equivalentes. Tais limitações podem provocar diferenciação de custos marginais entre subsistemas, influenciando a alocação ótima da geração e o uso dos reservatórios.

Além dos limites entre subsistemas, o DECOMP pode incorporar restrições elétricas adicionais, como limites internos e ajustes temporários de escoamento, por meio de blocos específicos do arquivo de dados gerais. Dessa forma, mesmo com topologia reduzida, o modelo preserva a coerência com as restrições elétricas mais relevantes para o horizonte semanal, permitindo análises consistentes de intercâmbios inter-regionais sob diferentes condições operativas.

Hidrologia

A hidrologia é uma das premissas mais sensíveis das simulações, pois define a disponibilidade de água para a geração hidrelétrica. A acurácia das projeções hidrológicas influencia a avaliação de escassez futura e, conseqüentemente, a Função de Custo Futuro (FCF) e o valor da água implícito na otimização. Assim, a hidrologia constitui uma das principais fontes de incerteza do planejamento, justificando sua centralidade na metodologia adotada neste trabalho.

A Energia Natural Afluente (ENA) bruta representa a energia produzível a partir das vazões naturais, calculada pelo produto entre as vazões afluentes e as produtividades associadas a uma referência de armazenamento (comumente 65% do volume útil). Já a ENA armazenável considera a parcela efetivamente passível de armazenamento e uso intertemporal, descontando limitações associadas ao vertimento e a restrições operativas dos reservatórios (*OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO, 2021*).

No âmbito do planejamento de médio prazo, o NEWAVE incorpora a incerteza hidrológica ao representar as afluições por meio de uma árvore de cenários discretizados em estágios mensais, gerada pelo módulo GEVAZP integrado ao próprio NEWAVE. (*CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA, 2026*)

No DECOMP, as vazões naturais projetadas para cada usina são fornecidas, tipicamente, por meio do arquivo *prevs.rvX*, construído a partir de modelos hidrológicos de transformação chuva–vazão (como o SMAP), que convertem informações meteorológicas e hidrológicas em previsões de afluência. O modelo utiliza vazões médias semanais, individualizadas por UHE. Essas informações alimentam diretamente o balanço hídrico que acopla os estágios temporais do problema, determinando a evolução dos volumes armazenados ao longo do horizonte.

Carga global e mini e microgeração distribuída

A carga global do sistema e a Mini e Microgeração Distribuída (MMGD) são premissas fundamentais para o cálculo da carga líquida, que é a variável efetivamente atendida pela otimização hidrotérmica. No DECOMP, a carga é representada no Bloco 6 (DP) e a MMGD no Bloco 9 (PQ) do *dadger.rvX*, ambas com valores médios semanais por patamar para cada subsistema do SIN.

A carga projetada costuma refletir a combinação de componentes de curto prazo e de componentes estruturais (associadas a tendências econômicas e demográficas). No curto prazo, a atualização da projeção de carga incorpora condições conjunturais do sistema, como variações associadas a condições meteorológicas (temperatura, ventos e chuva) e sazonais do consumo. No longo prazo, por sua vez, a projeção é feita sob abordagem econométrica como condição explicativa para a variação estrutural da demanda. As projeções econométricas são baseadas na projeção de Produto Interno Bruto (PIB) por setor econômico e a correlação entre a atividade econômica e a variação no consumo.

Já a MMGD, fortemente influenciada pela geração fotovoltaica distribuída, altera o perfil horário e semanal da demanda líquida observada, aumentando a complexidade de previsão e de operação. A projeção de MMGD leva em consideração tanto a evolução estrutural do consumo quanto a crescente penetração da geração distribuída. Nos processos oficiais, é utilizado o *software* 4MD, no qual a expansão é modelada a partir da projeção do número de adotantes, modelos econométricos e curvas S de difusão tecnológica. Nessa abordagem, indicadores de custo como o *LCOI* entram como forma sintética de representar a atratividade econômica da instalação (derivada das premissas de *CAPEX*, *OPEX* e demais entradas do fluxo de

caixa que alimenta o cálculo de *payback* no 4MD), afetando tanto o tamanho endereçável (“cap”) quanto a velocidade de difusão capturada pela curva S.

O ONS adota a padronização de nomenclatura de Carga com MMGD e a Carga sem MMGD. Essa distinção decorre do ponto do balanço em que a micro e minigeração distribuída é contabilizada. A Carga com MMGD equivale ao total de consumo subjacente à distribuidora, enquanto a carga sem MMGD é obtida ao retirar explicitamente a parcela de geração distribuída. Na prática, a Carga sem MMGD é carga vista pelo despacho centralizado, e sua projeção adequada é determinante para evitar distorções no balanço energético e uso dos reservatórios. Desvios entre a projeção e a geração real distribuída podem levar a superestimação ou subestimação da carga líquida, afetando o despacho térmico, o valor da água e os custos marginais.

Centrais geradoras não simuladas individualmente

Além das usinas modeladas individualmente, os decks incorporam a geração de unidades agregadas, normalmente de menor porte ou cuja representação individual elevaria demasiadamente o tamanho do problema. Essas parcelas agregadas afetam diretamente o balanço energético e, portanto, influenciam a necessidade de despacho hidrotérmico centralizado. As Centrais Geradoras Não Simuladas Individualmente, também referidas como Usinas Não Simuladas Individualmente (UNSI), representam unidades de pequeno porte (hidrelétricas, eólicas, solares e térmicas) cujos detalhes operativos não são modelados individualmente pelo DECOMP. Em vez disso, suas gerações são agregadas por fonte e por subsistema e inseridas no Bloco 9 (PQ) do *dadger.rvX*.

A agregação é necessária para manter a viabilidade computacional do problema, evitando que a quantidade de variáveis e restrições cresça de forma proibitiva caso todas as unidades fossem representadas individualmente. Ainda assim, mesmo agregadas, essas fontes influenciam diretamente o balanço energético do sistema, pois reduzem (ou aumentam) a necessidade de geração centralizada para atendimento da demanda. A representação agregada deve permanecer coerente com padrões sazonais e regionais observados na operação, pois erros sistemáticos podem distorcer a carga líquida e afetar o despacho hidrotérmico e os preços marginais.

Mudanças metodológicas na forma de estimar essa geração alteram significativamente a aderência das simulações. No caso de fontes intermitentes (eólica e solar), a qualidade dessas premissas é relevante pois a variabilidade intrínseca das fontes altera significativamente o perfil de carga líquida. Destaca-se a recente alteração da projeção de geração eólica representada no DECOMP, migrando de médias históricas para o modelo físico WEOL de conversão de vento-energia. Assim, ainda que simplificadas, as UNSI são componente relevante para a acurácia das simulações e para a análise de aderência entre planejamento e operação.