



GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

TRATAMENTO DE AFLUÊNCIAS NEGATIVAS NO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DE MÉDIO-PRAZO

**RENATA PEDRINI(1);ERLON CRISTIAN FINARDI(1);PAULO VITOR LARROYD(2);FELIPE BELTRÁN
RODRÍGUEZ(2);GABRIEL AUGUSTO NAVES TEIXEIRA(2);LUCAS BORGES PICARELLI(3)
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA(1); NORUS TECNOLOGIA LTDA(2);
NORTE ENERGIA S.A.(3)**

RESUMO

A programação hidrotérmica de médio-prazo busca otimizar o gerenciamento dos recursos hídricos do Sistema Interligado Nacional (SIN), o qual possui expressiva geração de energia proveniente de usinas hidrelétricas. Esse modelo é resolvido pela Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) que considera as afluições das usinas como variáveis estocásticas estimadas via modelo autoregressivo periódico (PAR). Pelo modelo PAR, as afluições podem apresentar valores negativos, o que pode violar a equação do balanço hídrico, causando inviabilidade na resolução do problema. Assim, neste trabalho serão discutidas três estratégias para se lidar com as afluições negativas: truncamento, penalidade e valor ótimo, as quais serão testadas e comparadas utilizando o SIN.

PALAVRAS-CHAVE

Afluições negativas, programação hidrotérmica, PDDE, modelo autoregressivo periódico

1.0 INTRODUÇÃO

O sistema elétrico brasileiro é um sistema com dimensões continentais e com predominância de geração hidrotérmica. Historicamente, destaca-se o importante papel desempenhado pelas usinas hidrelétricas que são responsáveis pela produção de 64% da geração de energia no Brasil (ONS, 2021). A operação desse sistema é uma tarefa muito complexa, dado que não é possível acomodar em um único modelo de otimização todas as particularidades relacionadas ao problema. Para lidar com essa tarefa, uma cadeia de modelos é normalmente utilizada, dividindo o problema em subproblemas com diferentes horizontes de planejamento e níveis de detalhe.

No Brasil, a cadeia de modelos é composta pelos modelos NEWAVE (NWV), DECOMP (DCP) e DESSEM. O Modelo NEWAVE é o responsável pela programação de médio-prazo da operação hidrotérmica (PMOH) cujo objetivo é fornecer uma política ao menor custo de operação em um horizonte de planejamento de 5 a 10 anos, levando em consideração as restrições associadas ao sistema e suas usinas (CEPEL, [s.d.]). Para a correta obtenção da melhor política operativa, é preciso conhecer as incertezas associadas às afluições das usinas hidrelétricas no horizonte estudado de forma a possibilitar o correto gerenciamento da água nos reservatórios. A incorporação dos cenários de afluições no modelo se dá por meio de uma árvore de cenários multiestágio a qual cresce exponencialmente de acordo com a quantidade de períodos do horizonte de planejamento. Assim, o principal avanço que possibilitou a resolução deste problema foi o desenvolvimento da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) (PEREIRA; PINTO, 1985), a qual decompõe o problema por estágios que são resolvidos dinamicamente.

Para a correta estimação dos cenários de afluições futuras, NOAKES; MCLEOD; HIPEL (1985) evidenciam que os modelos de séries temporais (MST) devem capturar algumas propriedades, como a dependência temporal, sazonalidade e correlação espacial. No trabalho de (INFANGER; MORTON, 1996) um modelo de dependência temporal foi estabelecido, preservando a propriedade de compartilhamento de cortes da PDDE. Para isso, o modelo é dividido em um termo independente no tempo, no qual se concentra a aleatoriedade e um termo dependente formado pela combinação linear das variáveis dependentes no tempo. Diversos trabalhos discutem abordagens

semelhantes para lidar com a dependência temporal das afluições (FERREIRA; SOUZA; MARCATO, 2015; GJERDEN et al., 2015; GOOR; KELMAN; TILMANT, 2011; MACEIRA et al., 2008; MACEIRA; DAMAZIO, 2004).

Um MST comumente empregado na geração de séries futuras de afluições é o modelo autoregressivo periódico PAR (p). Devido aos requisitos para a incorporação da MST na PDDE, exige-se que o modelo PAR utilizado seja linear, o que implica que conversões não lineares como a BOX-COX sejam evitadas. Assim, um modelo PAR lognormal linear é empregado para a série de afluições, o que pode resultar em alguns valores negativos (MACEIRA; DAMAZIO, 2004). Esses valores negativos também podem surgir devido à transformação de afluição natural, que chega nas bacias hidrográficas, em afluição incremental, de cada usina. Quando valores negativos de afluições são utilizados no balanço hídrico o modelo pode se tornar inviável e, portanto, são necessárias estratégias para se lidar com este problema (LARROYD, 2016).

Nesse contexto, esse trabalho se propõe a explorar estratégias para lidar com a inviabilidade causada pelas afluições negativas. Dentre as estratégias a serem discutidas destaca-se a penalidade (GJELSVIK; MO; HAUGSTAD, 2010) e o truncamento (DE MATOS; LARROYD; FINARDI, 2014; LIMA; POPOVA; DAMIEN, 2014), já amplamente discutidas na literatura. Ainda, será proposta uma nova abordagem chamada estratégia do valor ótimo. Por essa estratégia busca-se encontrar o valor ótimo de afluição que garanta o balanço hídrico, o que pode, inclusive, manter a negatividade da afluição. Para achar esse valor ótimo, revolve-se um problema auxiliar de alocação do recurso hídrico. Entretanto, essa abordagem pode ser apenas utilizada na fase *forward* da PDDE, devendo ser combinada com alguma das primeiras alternativas.

A organização desse trabalho é dada da seguinte forma: primeiramente serão descritas as abordagens a serem comparadas por meio de um problema introdutório. A seguir, são mostrados os resultados da aplicação das abordagens descritas no modelo de médio-prazo do SIN. Por fim, são expostas as conclusões do estudo.

2.0 MÉTODO

Primeiramente, as abordagens discutidas serão apresentadas com base em um sistema introdutório, com duas usinas hidroelétricas em cascata, conforme Figura 1, e quatro usinas termelétricas. Essas usinas devem suprir uma demanda constante de 450 MW via um modelo de barra única. O volume máximo do reservatório é de 200hm³ e a máxima vazão turbinada é de 100hm³.

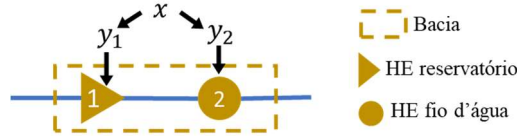


Figura 1 - Hidroelétricas em cascata.

Neste trabalho o foco está na geração de afluições utilizando um MST linear com *lag p*, descrito por:

$$x = \sum_{p=1}^P f_p x_{-p} + r, \quad (1)$$

onde: x é a previsão de afluição, f_p é o coeficiente linear, x_{-p} é a afluição passada e r é o resíduo do modelo (termo independente), no qual se concentra a aleatoriedade.

Com base em (1) o processo estocástico das afluições de cada usina pode ser generalizado para bacias hidrográficas, conjuntos de rios ou reservatórios. Esta afluição generalizada pode ser decomposta em afluição para cada reservatório h , usando a transformação linear:

$$y_h = c_h x + d_h = 0, h = 1, \dots, H. \quad (2)$$

Independente do processo de estimação de parâmetros, o objetivo deste artigo é lidar com os valores negativos de y_h que podem resultar em um problema linear inviável ao se aplicar o algoritmo da PDDE. Por razões práticas, este problema teste será explorado considerando um modelo autoregressivo com dependência em relação ao seu valor imediatamente anterior PAR (1).

É importante observar que, a afluição pode apresentar valores negativos. Esses valores podem ser decorrentes da implementação do modelo PAR lognormal ou de valores negativos presentes no histórico de afluição.

2.1 Estratégia do valor ótimo

Supondo-se um estágio da PMOH com o seguinte subproblema:

$$z(i, x_{-1}) = \min 50p_1 + 100p_2 + 200p_3 + 500p_4, \quad (3)$$

$$s.a.: p_1 + p_2 + p_3 + p_4 + q_1 + q_2 = 450, \quad (4)$$

$$v + q_1 + s_1 - y_1 = i + I_1^*, \quad (5)$$

$$q_2 + s_2 - y_2 - q_1 - s_1 = I_2^*, \quad (6)$$

$$x = f_1 x_{-1} + r, \quad (7)$$

$$y_h - c_h x = d_h, h = 1, 2, \quad (8)$$

$$0 \leq p_1 \leq 200, 0 \leq p_2 \leq 150, 0 \leq p_3 \leq 50, 0 \leq p_4 \leq 500, \quad (9)$$

$$0 \leq v \leq 200, 0 \leq q_h \leq 100, h = 1, 2. \quad (10)$$

A Equação (3) representa a função de custo $z(i, x_{-1})$, que é composto pelos custos das térmicas e déficits. A restrição (4) é o balanço entre demanda e geração de potência e a restrição (5) é o balanço hídrico para a usina com reservatório, usina HE₁. Pela equação, o volume final (v) considera a água saindo do reservatório, dada pela soma do vertimento (s_1) e turbinamento (q_1), e a água entrando no reservatório, dada pela afluência (y_1) e volume inicial (i). Nesta equação, l_1^* é o valor ótimo da variável de folga adicionado à equação de balanço hídrico de forma a tornar o problema viável. Já a usina HP₂ não tem reservatório e está à jusante da usina HE₁. Assim, pelo seu balanço hídrico, Eq. (6), a água que sai da usina (q_2, s_2) deve ser igual à água que entra na usina (y_2, q_1, s_1). Nessa equação também é adicionada uma variável de folga l_2^* . A Eq. (7) é a afluência da bacia hidrográfica com dependência temporal com a afluência do estágio anterior (x_{-1}). A Eq. (8) converte a afluência natural da bacia em afluência incremental por usina. Por fim, Eqs. (9)-(10) são os limites das variáveis do modelo.

Para lidar com a inviabilidade causada pelas afluências negativas, a estratégia do valor ótimo se foca em encontrar o valor ótimo para a variável de folga (l_h^*) que torne o problema viável. Para encontrar esse valor, um problema de alocação de recurso hídrico é resolvido, conforme apresentado abaixo:

$$w(i, x_{-1}) = \min l_1 + l_2, \quad (11)$$

$$\text{s.a: } q_1 + s_1 - y_1 - l_1 = i, \quad (12)$$

$$q_2 + s_2 - y_2 - q_1 - s_1 - l_2 = 0, \quad (13)$$

$$x = f_1 x_{-1} + r,$$

$$y_h - c_h x = d_h, h = 1, 2,$$

$$0 \leq l_h \leq \max(-y_h^*, 0), h = 1, 2, \quad (14)$$

$$0 \leq q_h \leq 100, h = 1, 2.$$

O problema de alocação de recursos hídricos consiste nas equações do PMOH relacionadas às usinas hidroelétricas. Assim, quando o problema (3)-(10) é inviável, o problema de alocação do recurso hídrico, é resolvido de forma a definir o mínimo valor que as variáveis de folga (l_h^*), devem assumir para tornar o balanço hídrico viável.

Para ilustrar essa abordagem, a função custo $z(i, x_{-1})$ é avaliada em um intervalo de volumes iniciais (i) considerando $r = 1$, $f_1 = 0.5$, $c_1 = 0.25$, $c_2 = 0.75$, $d_1 = 10$, $d_2 = 5$. O resultado é mostrado na Figura 2. Claramente a função não é convexa, o que impossibilita o uso da estratégia de valor ótimo na fase *backward* da PDDE. Na figura, as linhas laranjas representam os cortes construídos para aproximar a função. Note que, quando a função não é convexa, o corte (laranja pontilhado) falha em ser um suporte inferior para a função. Assim, essa estratégia precisa ser combinada com outra estratégia a ser usada na fase *backward*.

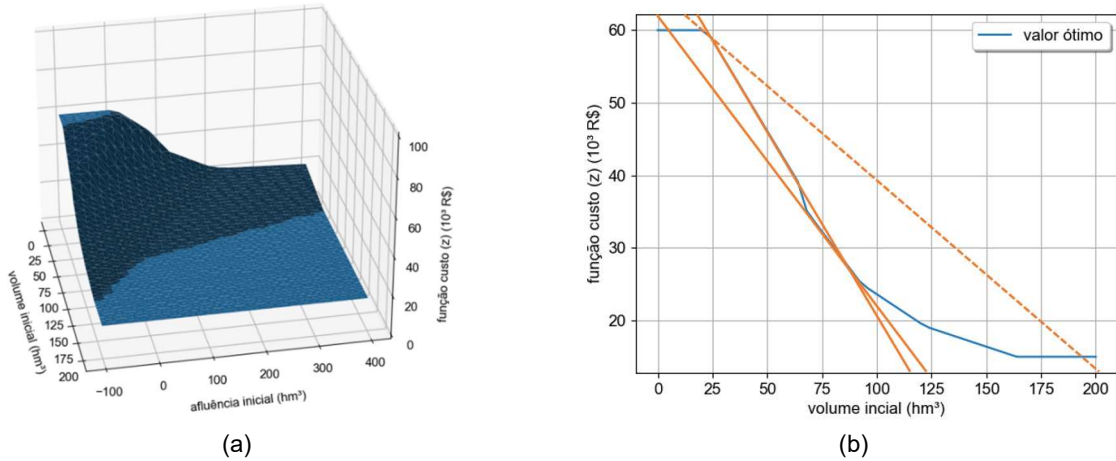


Figura 2 – (a) Função custo (z_p) (10^3 R\$) por volume inicial (i) (hm^3) e afluência inicial (x_{-1}) (hm^3). (b) Função custo (z) com $x_{-1} = -100 \text{ hm}^3$ com os cortes de otimalidade (laranja).

2.2 Penalidade

Na abordagem da penalidade, uma variável de folga é adicionada nas equações de balanço hídrico e estas variáveis são penalizadas na função objetivo de forma a assumirem apenas o valor necessário para eliminar a negatividade da afluência:

$$z_p(i, x_{-1}) = \min 50p_1 + 100p_2 + 200p_3 + 500p_4 + k_1 l_1 + k_2 l_2, \quad (15)$$

$$\begin{aligned}
s.a.: p_1 + p_2 + p_3 + p_4 + q_1 + q_2 &= 450, \\
v + q_1 + s_1 - y_1 - l_1 &= i, \\
q_2 + s_2 - y_2 - q_1 - s_1 - l_2 &= 0, \\
x &= f_1 x_{-1} + r, \\
y_h - c_h x &= d_h, h = 1, 2, \\
0 \leq p_1 \leq 200, 0 \leq p_2 \leq 150, 0 \leq p_3 \leq 50, 0 \leq p_4 \leq 500, \\
0 \leq v \leq 200, 0 \leq q_h \leq 100, h = 1, 2, \\
l_h &\geq 0, h = 1, 2.
\end{aligned} \tag{16}$$

Para este exemplo, será usada uma penalidade no mesmo valor da térmica mais cara do sistema (R\$ 500,00). A Figura 4 mostra a comparação das estratégias de valor ótimo e penalidade. Observa-se que a estratégia de penalidade gera uma boa aproximação para a função custo. No entanto, a inclinação da reta é definida pelo valor da penalidade aplicada.

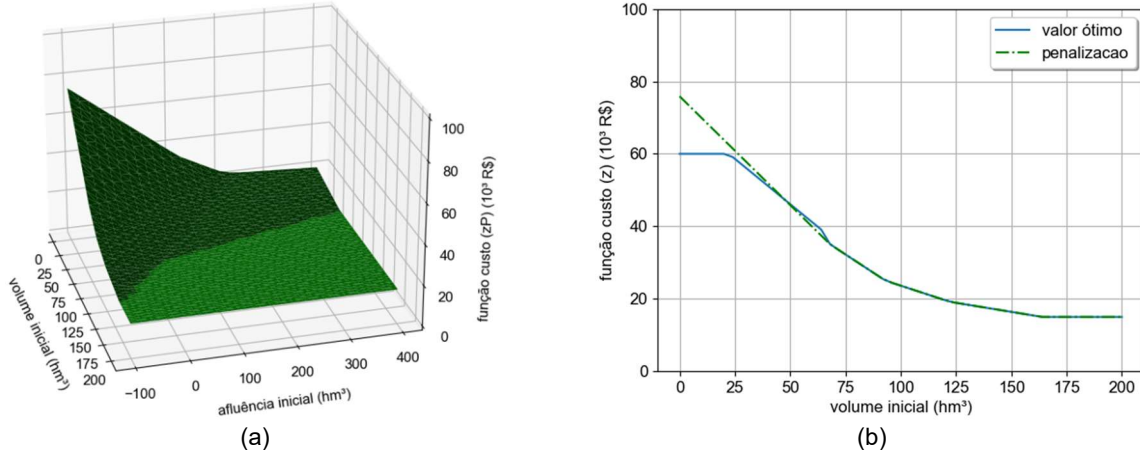


Figura 3 – (a) Função custo (z_P) (10^3 R\$) por volume inicial (i) (hm^3) e afluência inicial (x_{-1}) (hm^3). (b) Comparação da função custo (z) com $x_{-1} = -100 \text{ hm}^3$ aplicando-se a estratégia de penalidade e a estratégia de valor ótimo.

Algumas considerações devem ser feitas sobre a estratégia da penalidade. O primeiro ponto é que em determinadas circunstâncias, o modelo pode optar por utilizar as variáveis de folga para artificialmente adicionar água nos reservatórios. Mesmo que o valor da penalidade (k_h) seja maior do que o custo das térmicas ou do déficit, no multiestágio, condições adversas em estágios futuros de alto despacho termelétrico, déficit e acionamento de (k_h) podem implicar em um altíssimo benefício de se armazenar água no presente. Isso faz com que o modelo possa decidir acionar a penalidade presente, mesmo que não haja afluência negativa, já que matematicamente isso seria mais vantajoso. O segundo ponto a ser observado é que em uma cascata hidráulica, caso ocorra um valor negativo de afluência, o modelo poderá acionar a folga não só na usina com afluência negativa, mas em qualquer usina à sua montante. Isso também implica em um deslocamento artificial de recurso hídrico na cascata.

2.3 Truncamento

A estratégia de truncamento é baseada em (DE MATOS; LARROYD; FINARDI, 2014), sendo que aqui é generalizada para o caso de x representar uma bacia hidrográfica ou conjunto de usinas. Nesse caso uma única folga é adicionada para compensar cada x , sendo limitada entre zero e o maior módulo da afluência negativa das usinas, como segue:

$$z_T(i, x_{-1}) = \min 50p_1 + 100p_2 + 200p_3 + 500p_4 \tag{18}$$

$$s.a.: p_1 + p_2 + p_3 + p_4 + q_1 + q_2 = 450, \tag{19}$$

$$v + q_1 + s_1 - y_1 = i, \tag{20}$$

$$q_2 + s_2 - y_2 - q_1 - s_1 = 0, \tag{21}$$

$$x = f_1 x_{-1} + r, \tag{21}$$

$$y_h - c_h \cdot (x + l) = d_h, h = 1, 2, \tag{22}$$

$$0 \leq p_1 \leq 200, 0 \leq p_2 \leq 150, 0 \leq p_3 \leq 50, 0 \leq p_4 \leq 500, \tag{22}$$

$$0 \leq v \leq 200, 0 \leq q_h \leq 100, h = 1, 2, \tag{22}$$

$$0 \leq l \leq \max(\max(-d_1/c_1, -d_2/c_2) - x^*, 0). \tag{22}$$

Na Figura 4 é exibida a função custo da estratégia de truncamento. Pode-se observar uma região de estagnação, não convexa, na função. Entretanto, no contexto da PDDE, a região estagnada de $z_T(i, x_{-1})$ será convexificada via corte de Benders, sendo que todos cortes calculados na região de estagnação serão suportes válidos para a função convexa, conforme Figura 5.

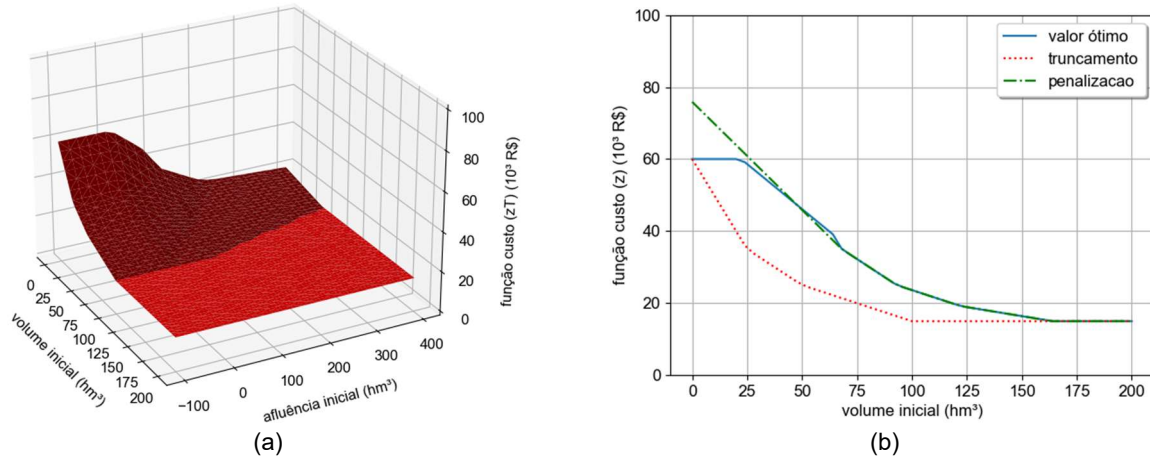


Figura 4 – (a) Função custo (z_T) (10^3 R\$) por volume inicial (i) (hm^3) e afluência inicial (x_{-1}) (hm^3). (b) Comparação da função custo (z) com $x_{-1} = -100 \text{ hm}^3$ entre as estratégias de valor ótimo, truncamento e penalização.

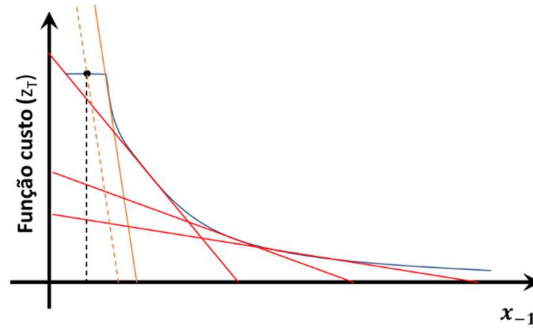


Figura 5 – Convexificação de (z_T) via cortes.

2.4 Truncamento com penalidade

Uma nova versão da formulação de $z_T(i, x_{-1})$, pode ser definida combinando-se as estratégias de truncamento e penalidade. Dessa forma, a variável de folga é truncada e penalizada, como segue:

$$z_{TP}(i, x_{-1}) = \min 50p_1 + 100p_2 + 200p_3 + 500p_4 + kl, \quad (23)$$

Restrições vide estratégia de Truncamento.

A função custo resultante é mostrada na Figura 6.

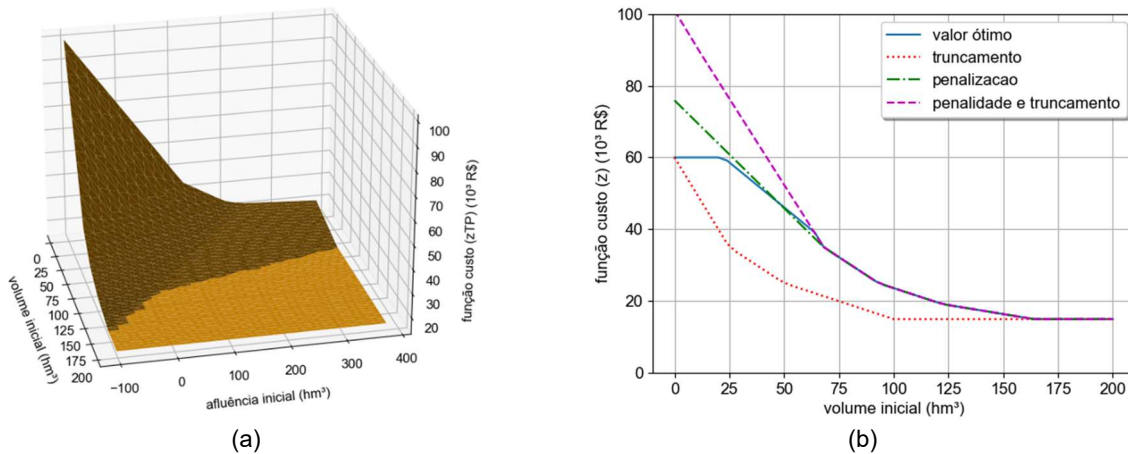


Figura 6 – (a) Função custo (z_{TP}) (10^3 R\$) por volume inicial (i) (hm^3) e afluência inicial (x_{-1}) (hm^3). Comparação da função custo (z) entre estratégias de valor ótimo, penalidade, truncamento, e truncamento com penalidade.

3.0 RESULTADOS

Nesta seção são comparadas as estratégias definidas para se lidar com as afluições negativas utilizando como base o PMOH brasileiro. Na configuração utilizada, o sistema possui operação individualizada de 163 usinas hidrelétricas e 127 usinas termelétricas, com horizonte de 5 anos, de estágios mensais, iniciando em janeiro de 2020. Os parâmetros do sistema foram obtidos com os decks mais recentes entre dez/19 e ago/21 de NWV e DCP da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Na operação individualizada foram consideradas todas as restrições elétricas, restrições hidráulicas, limites hidrelétricos e termelétricos, limites de intercâmbio, demanda e geração não simulada dos estágios mensais dos DCPs dos decks de dez/19 até jul/21, sendo que os dados de ago/20 até jul/21 foram repetidos até o final do horizonte (com exceção dos limites de intercâmbio, demanda, geração não simulada e restrições elétricas nos intercâmbios Nordeste-Sudeste, essas últimas desconsideradas a partir de jan/23). De ago/21 até dez/24 os dados de limites de intercâmbio, demanda e geração não simulada foram obtidos do deck do NWV de ago/21. A de Função de Produção Hidrelétrica (FPH) considerada é composta por um coeficiente de produtividade que multiplica o turbinamento da usina. A capacidade do sistema e a demanda para o horizonte de análise são exibidas na figura abaixo.

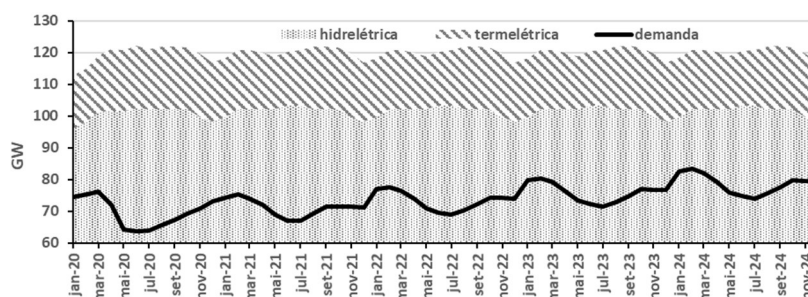


Figura 7 – Capacidade de geração do sistema e demanda.

Um MST é formulado para cada hidrelétrica, considerando a correlação espacial mensal das usinas no sorteio dos resíduos de (1). Os cenários de afluição são representados por uma árvore multiestágio, de amostras comuns, com 96 aberturas por estágio (cenários *backward*). Ao todo, 8160 cenários distintos de afluições foram visitados na etapa *forward* da PDDE, ao longo de 85 iterações com 96 cenários *forward* visitados por iteração, para o cálculo dos cortes de Benders. Além disso, outros 2000 cenários *out-of-sample* (gerados independentemente da árvore multiestágio) foram utilizados para simular a operação do SIN com os cortes calculados na PDDE.

Na figura abaixo é realizada uma comparação de ENAs entre o histórico, as 2000 séries do NWV do deck de jan/20, os 8120 cenários *in-sample* (*forward*) e os 2000 cenários *out-of-sample* (simulação) gerados pelo MST individualizado. Pode-se perceber que após o efeito da tendência hidrológica nos meses iniciais do estudo a dispersão de todas as séries fica próxima do histórico.

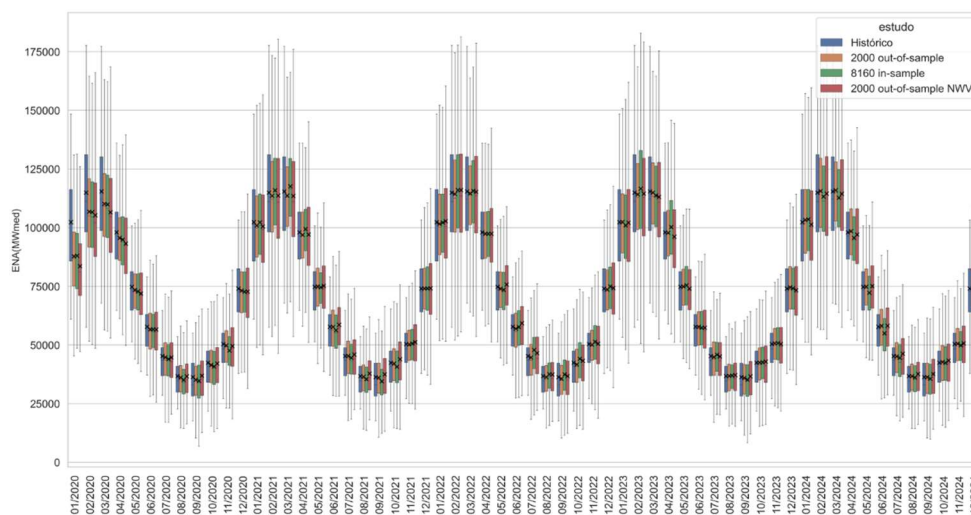


Figura 8 – Comparação entre ENAs geradas pelo MST individualizado, NEWAVE e histórico.

A PDDE foi utilizada para calcular cortes de Benders com as seguintes estratégias para lidar com afluições negativas: 1) valor ótimo na etapa *forward* e penalidade no *backward*, 2) valor ótimo na etapa *forward* e truncamento com penalidade no *backward*. Para evitar distorções que comprometessem a análise dos resultados, a PDDE foi executada **sem aversão a risco**. Em ambos os casos foram realizadas três simulações nos 2000 cenários *out-of-sample* para avaliação dos cortes com: a) estratégia do valor ótimo, b) penalidade e c) truncamento com penalidade.

O valor de penalidade utilizado para as aflúências foi de 5.000 R\$/m³/s. Na figura seguinte é exibido o custo de operação (termelétricas e déficit) de cada simulação:

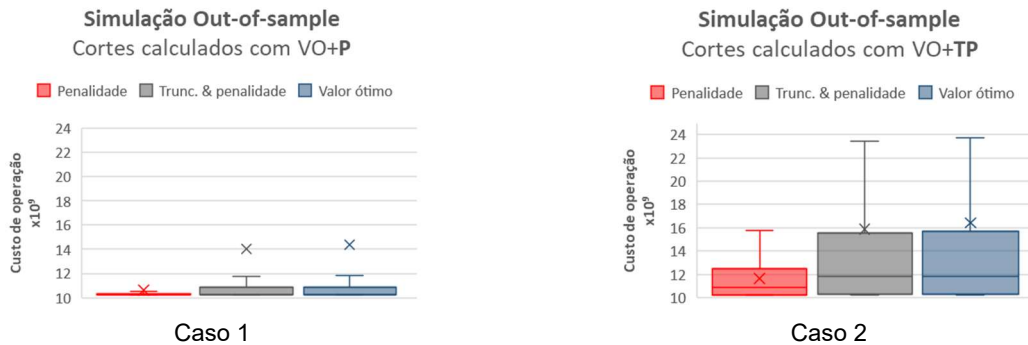


Figura 9 – Custo de operação para cada simulação em cada caso avaliado.

Ao se considerar o valor ótimo como a estratégia de referência para a simulação, ou seja, aquela que melhor representa a física do problema, percebe-se que a estratégia de penalidade não é adequada para a simulação do sistema. **Os cenários adversos da simulação com penalidade são atenuados por adição extra de aflúência nos reservatórios do sistema, propiciando menor custo de operação em ambos os casos avaliados.**

Entretanto, ao se comparar as simulações de valor ótimo de ambos os casos, percebe-se que os cortes calculados com valor ótimo no *forward* e penalidade no *backward* apresentaram, de maneira geral, menores custos de operação nos 2000 cenários avaliados. Além disso, a energia armazenada do sistema se mostrou maior na simulação de valor ótimo do caso 1 que em relação à mesma simulação do caso 2, conforme exibido na figura abaixo.

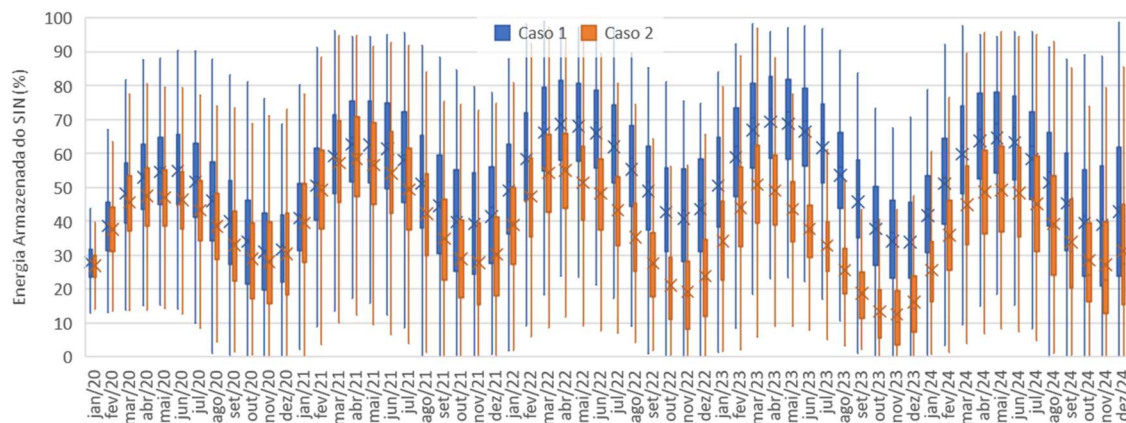


Figura 10 – Energia armazenada do sistema para simulação com estratégia de valor ótimo.

Destaca-se que, no caso 1, a média dos custos da simulação utilizando o valor ótimo a grande maioria dos custos registrados. Isso implica que, nessa simulação, existem cenários que propiciaram valores extremos de custo, os quais elevaram o valor da média. Esse resultado pode ser um indício do comportamento citado na seção 2.2, em que, em alguns períodos, um sinal muito alto pode estar sendo dado para o armazenamento de água.

Também se utilizou a PDDE para calcular cortes de Benders exclusivamente com a estratégia da penalidade em ambas as etapas, *forward* e *backward*. Esse caso foi denominado de Caso 3. A simulação do Caso3 com os cenários *out-of-sample* e estratégia de valor ótimo, em que se busca uma simulação mais próxima da física do problema, é comparada com a simulação do Caso 1 na Figura 11.

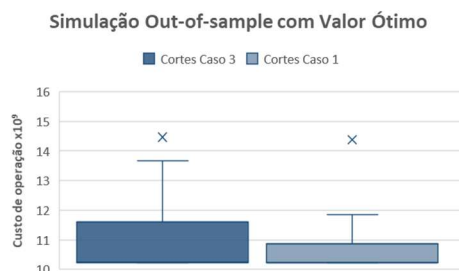


Figura 11 – Comparação de casos com (caso 1) e sem (caso 2) estratégia de valor ótimo na etapa *forward*.

Ao se observar os custos de operação da Figura 11, percebe-se que aqueles obtidos com os cortes do Caso 1 são menores. Isso implica que ao não utilizar a estratégia de valor ótimo no Caso 3, os cortes calculados são menos adequados para a operação do sistema que os do Caso 1, quando não há liberdade para a adição extra de folga hidráulica nos reservatórios.

4.0 CONCLUSÃO

Com a avaliação de três metodologias para o tratamento de aflúências negativas na PDDE: valor ótimo, penalidade e truncamento com penalidade, pode-se constatar que a estratégia de valor ótimo, considerada na etapa *forward*, resulta em melhores resultados que o uso exclusivo das demais estratégias. Comparando-se as estratégias de penalidade e truncamento com penalidade, a estratégia de penalidade resultou em uma melhor operação do sistema.

Ademais, destaca-se que, dado que os custos de operação nas simulações considerando valor ótimo possuem mais outliers no Caso 1 (estratégia de valor ótimo e penalidade), há chances de que o melhor desempenho observado no Caso 1 não se mantenha quando considerado, por exemplo, aversão a risco na PDDE.

5.0 BIBLIOGRAFIA

CEPEL. **NEWAVE - Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Interligados de Longo e Médio Prazo**. Disponível em: <http://www.cepel.br/pt_br/produtos/newave-modelo-de-planejamento-da-operacao-de-sistemas-hidrotermicos-interligados-de-longo-e-medio-prazo.htm>. Acesso em: 10 mar. 2021.

DE MATOS, V. L.; LARROYD, P. V.; FINARDI, E. C. **Assessment of the Long-Term Hydrothermal Scheduling operation policies with alternative inflow modeling**. 2014 Power Systems Computation Conference. **Anais...** In: 2014 POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE (PSCC). Wrocław, Poland: IEEE, ago. 2014. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7038350/>>. Acesso em: 10 mar. 2021

FERREIRA, P. G. C.; SOUZA, R. C.; MARCATO, A. L. M. The PAR(p) Interconfigurations model used by the Brazilian Electric Sector. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 73, p. 45–55, 1 dez. 2015.

GJELSVIK, A.; MO, B.; HAUGSTAD, A. Long- and Medium-term Operations Planning and Stochastic Modelling in Hydro-dominated Power Systems Based on Stochastic Dual Dynamic Programming. In: PARDALOS, P. M. et al. (Eds.). **Handbook of Power Systems I. Energy Systems**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010. p. 33–55.

GJERDEN, K. S. et al. **Hydrothermal scheduling in Norway using stochastic dual dynamic programming; a large-scale case study**. 2015 IEEE Eindhoven PowerTech. **Anais...** In: 2015 IEEE EINDHOVEN POWERTECH. jun. 2015.

GOOR, Q.; KELMAN, R.; TILMANT, A. Optimal Multipurpose-Multireservoir Operation Model with Variable Productivity of Hydropower Plants. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 137, n. 3, p. 258–267, 1 maio 2011.

INFANGER, G.; MORTON, D. P. Cut sharing for multistage stochastic linear programs with interstage dependency. **Mathematical Programming**, v. 75, n. 2, p. 241–256, nov. 1996.

LARROYD, P. V. **UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA COM REPRESENTAÇÃO INDIVIDUALIZADA DAS USINAS HIDRELÉTRICAS NO PLANEJAMENTO DE MÉDIO PRAZO DA OPERAÇÃO HIDROTÉRMICA**. Florianópolis, SC: Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, 2016.

LIMA, L. M. M.; POPOVA, E.; DAMIEN, P. Modeling and forecasting of Brazilian reservoir inflows via dynamic linear models. **International Journal of Forecasting**, v. 30, n. 3, p. 464–476, 1 jul. 2014.

MACEIRA, M. E. P. et al. Ten years of application of stochastic dual dynamic programming in official and agent studies in Brazil – description of the NEWAVE program. p. 7, 2008.

MACEIRA, M. E. P.; DAMAZIO, J. M. **The use of PAR(p) model in the stochastic dual dynamic programming optimization scheme used in the operation planning of the Brazilian hydropower system**. 2004 International

Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. **Anais...** In: 2004 INTERNATIONAL CONFERENCE ON PROBABILISTIC METHODS APPLIED TO POWER SYSTEMS. set. 2004.

NOAKES, D. J.; MCLEOD, A. I.; HIPEL, K. W. Forecasting Monthly Riverflow Time Series. **International Journal of Forecasting**, p. 179–190, 1985.

ONS. **O sistema em números**. Disponível em: <<http://ons.org.br:80/paginas/sobre-o-sin/o-sistema-em-numeros>>. Acesso em: 18 jul. 2021.

PEREIRA, M. V. F.; PINTO, L. M. V. G. Stochastic Optimization of a Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach. **Water Resources Research**, v. 21, n. 6, p. 779–792, jun. 1985.

DADOS BIOGRÁFICOS



Desde 2019 é doutoranda do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) na área de planejamento da operação energética, integrando o projeto SPARHTACUS II por meio do INESC P&D Brasil. Graduiu-se em Engenharia Elétrica em 2017 pela Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC). Em junho de 2019 obteve o título de mestre em Engenharia Elétrica na UFSC focando na contratação de energia eólica para grandes consumidores de energia. Tem interesse na área de Engenharia Elétrica com ênfase em planejamento energético, mercados de energia elétrica e otimização estocástica.

(2) ERLON CRISTIAN FINARDI. ERLON C. FINARDI nasceu em Lages, SC, Brasil, em 1974. Possui bacharelado, mestrado e doutorado em engenharia elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, em 1996, 1999 e 2003, respectivamente. Desde 2006, é professor do Departamento de Engenharia Elétrica e Eletrônica da Universidade de Santa Catarina, Florianópolis. Seus interesses de pesquisa incluem planejamento e operação de sistemas de energia elétrica, com foco em problemas de programação de geração, unit commitment, despacho de usinas hidrelétricas em tempo real e otimização aplicada. Além disso, ele é Editor Associado da revista IET Generation, Transmission & Distribution.

(3) PAULO VITOR LARROYD. Pesquisador da Norus, lidera a execução de projetos de pesquisa no setor elétrico brasileiro e o desenvolvimento de algoritmos para a solução de problemas de tomada de decisão sob incertezas.

(4) FELIPE BELTRÁN RODRÍGUEZ. Pesquisador da Norus com interesse em modelos de tomada de decisão sob incertezas. Graduiu-se em Engenharia Elétrica em 2010 pela Universidade Nacional da Colômbia. Em 2015 e 2021 obteve, respectivamente, o título de mestre e doutor em Engenharia Elétrica, focado em modelos para o planejamento da operação energética de curto e médio prazo.

(5) GABRIEL AUGUSTO NAVES TEIXEIRA. Graduado em Engenharia Elétrica no ano de 2019 pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e mestrando do programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - UFSC. Também trabalha como pesquisador na Norus nos projetos de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D).

(6) LUCAS BORGES PICARELLI. Lucas Picarelli é graduado em Engenharia de Energia pela Universidade de Brasília (UnB), com passagem pelo Institut National des Sciences Appliquées Rouen (França), e especialização em Mercados de Eletricidade e Gerenciamento de Risco na Comercialização de Energia Elétrica pela Universidade de São Paulo (USP). Desde 2015, tem atuando na área de preços e estudos de mercado no setor elétrico. Atualmente, é responsável pela área de preços da Norte Energia S.A. Suas áreas de interesses são otimização, planejamento energético, análise de risco e ciências de dados.