

Otimização Robusta Aplicada ao Planejamento da Operação de Longo-Prazo de Sistemas Hidrotérmicos

Leocádio, Caio Monteiro*. Borba, Bruno Soares Moreira Cesar.* Ferreira, Vitor Hugo*

* Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações
Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil
e-mail: caioleocadio@id.uff.br; bborba@id.uff.br; vhferreira@id.uff.br

Abstract: One of the main challenges in long-term operation planning of hydrothermal systems is the uncertainties treatment related to inflows in hydroelectric plants and their reservoirs. This work proposes a methodology based on Linear Adjustable Robust Optimization to allow the tractability of infinite uncertainty scenarios in operation planning problem. To assess the applicability of method, case studies are simulated using a real system based on Brazilian electrical system. The results indicate the feasibility of applying the proposed methodology and shows a comparison of total operating costs, generation evolution and storage trajectories in reservoirs with other deterministic and stochastic programming approaches, where the proposed model presented better performance in definition of policy operation that implies lower costs in face of all possible scenarios of water inflows that may occur later.

Resumo: Um dos principais desafios no planejamento da operação de longo-prazo de sistema hidrotérmicos é o tratamento de incertezas relacionadas às afluições nas hidrelétricas e seus reservatórios. Este trabalho propõe uma metodologia baseada em Otimização Robusta Linearmente Ajustável para permitir a tratabilidade de infinitos cenários de incerteza no problema do planejamento da operação. Para avaliar a aplicabilidade do método são simulados estudos de caso utilizando um sistema real baseado no sistema elétrico brasileiro. Os resultados indicam a viabilidade da aplicação da metodologia proposta e demonstram uma comparação dos custos totais de operação, alocação da geração e trajetórias de armazenamento nos reservatórios com outras abordagens determinística e de programação estocástica, onde o modelo proposto apresentou melhor desempenho na definição de uma política operativa que implique em menores custos frente a todos os possíveis cenários de afluência que podem ocorrer posteriormente.

Keywords: Robust Optimization, Linear Decision Rules, Long-Term Operation, Hydrothermal System

Palavras-chaves: Otimização Robusta, Regras de Decisão Lineares, Planejamento da operação de longo-prazo, Sistemas Hidrotérmicos

1. INTRODUÇÃO

A incerteza no planejamento de sistemas eletroenergéticos é um problema conhecido, em especial nos sistemas com grande presença de fontes renováveis de energia, onde as características dos recursos primários futuros, como vazão afluente, ventos e irradiação solar são difíceis de serem previstos e descritos com precisão, o que pode expor os sistemas a riscos de desabastecimentos. Dentre os principais problemas existentes de planejamento, aquele referente a definição da trajetória futura da operação de um sistema elétrico, ou de forma simples, o planejamento da operação, é um processo que costuma envolver uma série de incertezas, sejam elas associadas a variabilidade das fontes primárias renováveis, ao crescimento e variação da demanda, ou mesmo à natural mudanças dos preços dos combustíveis associados às usinas movidas à combustíveis fósseis. Do ponto de vista da operação do sistema, a tomada de decisões precisas é fundamental para decidir qual oferta de energia será utilizada para atender a demanda, calcular os custos associados, minimizar o custo total de operação do sistema e mitigar possíveis riscos de suprimento e confiabilidade do sistema.

Para que o planejamento da operação consiga internalizar os riscos associados às decisões futuras e ao desempenho do sistema monitorado, é necessária uma modelagem mais detalhada das incertezas inerentes a este processo. Caso esses parâmetros não sejam representados devidamente, muitas dessas variações acabam sendo apenas visualizadas na operação em tempo real do sistema. Nesse sentido, é interessante apontar que as simplificações usualmente utilizadas no planejamento da operação dos sistemas elétricos têm como consequência possíveis descompassos em relação ao que é realizado na operação em tempo real, ensejando em maiores custos ao consumidor, gestão inadequada dos recursos energéticos (como a água nos reservatórios, por exemplo) e a um maior risco de não atendimento à demanda. Por outro lado, a representação das incertezas aumenta drasticamente o tamanho do problema, levando a problemas de intratabilidade, especialmente quando o número de cenários é grande. Este é o caso da maioria dos problemas reais. No entanto, esses problemas podem ser agravados especialmente na presença de restrições de acoplamento temporais que exigem um modelo multiestágio para caracterizar os custos de oportunidade de recursos primários como a água, como no caso do

planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, que é o foco deste trabalho.

Num sistema hidrotérmico, assumindo a perspectiva do operador centralizado do sistema, o objetivo principal é minimizar o custo total da produção de energia. Ao decidir qual política adotar na programação, há um *trade-off* entre liberar a água agora ou economizar a água para liberação futura. No primeiro caso, o resultado é gerar menos energia a partir de termelétricas, o que reduziria o custo imediato, mas traria riscos maiores de custos elevados no futuro. Por outro lado, a segunda opção indica um custo imediato mais elevado, porém com possibilidade de menores custos no futuro, ou também um eventual desperdício no caso de afluições elevadas se manifestarem no futuro. Para maximizar os benefícios dessa fonte de energia flexível e renovável, os reservatórios hidrelétricos precisam ser gerenciados com cuidado, o que caracteriza o chamado “dilema do operador”. Para tratar esse problema, existem técnicas de otimização para apoiar a tomada de decisão de utilizar a água para geração energia, sob incerteza das afluições.

A incerteza inerente às vazões no problema de gerenciamento de reservatórios deu origem a abordagens de modelagem estocástica há quatro décadas. ReVelle et al (1969) desenvolveu um modelo estocástico para o gerenciamento e projeto de reservatórios hidrelétricos baseados em Regras de Decisão Lineares (RDL). A partir deste trabalho inicial, Houck et al. (1980) realizou uma série de aprimoramentos nesta modelagem, incluindo a incorporação de uma avaliação dos benefícios econômicos dos reservatórios e seu uso para geração hidrelétrica. Passados alguns anos, Chattopadhyay (1988) mostra como a inclusão explícita do vertimento no modelo RDL (por ReVelle et al.) reduz significativamente o volume dos reservatórios. A abordagem mais tradicional para o problema de operação de reservatórios sob incerteza é a programação dinâmica estocástica (Pritchard et al. 1988). No entanto, o tamanho desses problemas cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado, ou seja, o número de reservatórios e a tendência de entrada/estados de volume destes reservatórios. Outra abordagem comumente usada para resolver problemas de programação de energia hidrelétrica estocástica é aproximar o processo estocástico, com um conjunto finito de valores para as variáveis aleatórias assumirem. Por exemplo, Fleten & Wallace (2009) monta uma árvore de cenários multiestágio e resolve problemas de programação linear através de um equivalente determinístico. No entanto, esta abordagem sofre de uma explosão no esforço computacional quanto maior o número de estágios. Uma abordagem predominante para tratar esse problema é a decomposição de Benders, especificamente, a programação dinâmica dual estocástica (PDDE) (Pereira & Pinto 1991). De acordo com Kaut & Wallace (2007), a capacidade de gerar boas árvores de cenários é altamente dependente do conhecimento do processo estocástico. Como a distribuição de probabilidade dos parâmetros incertos raramente é conhecida, todas as abordagens acima dependem de suposições simplificadas para alcançar a tratabilidade. O estudo apresentado por Kuhn et al. (2011) menciona que programas estocásticos devem ser simplificados para ganhar tratabilidade computacional. A aproximação por RDL envolve restringir as

variáveis de decisão associadas à programação estocástica para serem funções das realizações dos parâmetros incertos. Segundo Ben-Tal et al. (2004), os parâmetros incertos são assumidos dentro de um intervalo em torno de seus valores esperados, no qual o tamanho do intervalo reflete o nível de incerteza. Uma vantagem notável das RDL é a ausência de suposições sobre a distribuição estatística dentro do intervalo. Ao aplicar a abordagem RDL, o programa estocástico original é convertido em um programa semidefinido. Alguns dos estudos mais recentes utilizando abordagens RDL com aplicações no planejamento de médio e longo prazo de hidrelétricas ou de sistemas exclusivamente hídricos, tanto visando maximizar lucros ou minimizar custos podem ser encontrados em (Goryashko & Nemirovski, 2014; Braaten et al., 2016; Egging et al., 2017; Cuvelier et al., 2018; Apostolopoulou et al. 2018; Schindler et al. 2021). Entretanto, até o conhecimento dos autores desse trabalho, nenhum dos artigos observados nos últimos anos apresenta essa abordagem para sistemas hidrotérmicos, buscando minimizar os custos totais de operação do sistema.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar uma metodologia aplicada ao problema da programação da operação utilizando uma abordagem baseada em Otimização Robusta Linearmente Ajustável (ORLA). Para avaliar a aplicabilidade do método de aproximação para problemas de programação da operação, são simulados estudos de caso com um sistema real baseado no sistema elétrico brasileiro. O foco da avaliação dos resultados reside na observação da viabilidade da aplicação da metodologia neste contexto e na comparação dos custos, alocação da geração e trajetórias de armazenamento com outros três modelos, sendo um determinístico e dois com uma abordagem baseada em programação estocástica.

As seções a seguir podem ser definidas da seguinte forma. A seção 2 apresenta a formulação determinística do problema de planejamento da operação hidrotérmica. Na seção 3 é descrita a proposta de inclusão e tratamentos das incertezas das afluições no planejamento operação. Essa seção inclui a modelagem e a reformulação do problema de ORLA aplicando as regras de decisão linear de forma a torná-lo tratável computacionalmente. Na seção 4 descreve-se os estudos de caso propostos para avaliação da modelagem em comparação à outras abordagens para tratamento de incertezas das afluições, como a programação estocástica. Na seção 5 são apresentados os resultados numéricos e discussões obtidos a partir da simulação dos estudos de casos. Por fim, na seção 6 as conclusões mais relevantes são apresentadas.

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos busca determinar uma política operativa que visa o atendimento da demanda de energia em todos os instantes avaliados, ao menor custo possível, considerando algumas restrições associadas a oferta de geração disponível. A otimização deste problema indica o montante de geração térmica necessário para complementar a geração hidrelétrica e quanto de energia será transmitido entre diferentes barras elétricas ou regiões, assim como indica a o quanto cada usina

hidrelétrica produzirá em função das vazões afluentes e do nível dos seus reservatórios. No caso de sistemas hidrotérmicos, o uso ótimo do armazenamento de água nos reservatórios está associado à decisão do momento em que esse recurso será devidamente utilizado. Usualmente, a principal variável aleatória associada a esse processo refere-se às vazões afluentes que incidem nas usinas hidrelétricas de um sistema. Em função da aleatoriedade das vazões futuras, este é um problema típico de decisão sob incerteza, onde seu tratamento deve convergir para uma escolha que permita uma maior abrangência dos cenários futuros avaliados, de forma que a decisão tomada no planejamento, quando simulada para uma grande possibilidade de cenários futuros, resulte nos menores custos esperados para o consumidor.

O trabalho em questão propõe uma abordagem para tratamento dessas incertezas através do método de Otimização Robusta Linearmente Ajustável, utilizando as Regras de Decisão Linear, pelo qual todas as combinações de aflúências são modeladas. Para fins expositivos, apresenta-se inicialmente um modelo determinístico sem considerações de incertezas, tais como as aflúências. Este modelo é mais simples de descrever e analisar, e traz as principais características da abordagem que será apresentada a otimização robusta. O problema de planejamento da operação hidrotérmica pode ser formulado como:

$$\text{Min } F = \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \sum_{j \in J} \frac{1}{(1+R)^t} (C_{s,j,t} \cdot g_{s,j,t}^T + l_{s,t}^{lol} \cdot c^{def}) \quad (1)$$

$$g_{s,t}^H + \sum_{j \in J} g_{s,j,t}^T + \sum_{r \in S} f_{r,s,t} - \sum_{r \in S} f_{s,r,t} + l_{s,t}^{lol} = D_{s,t} - R_{s,t}, \quad s \in S, \forall t \in T \quad (2)$$

$$v_{s,t+1} = v_{s,t} + a_{s,t} - g_{s,t}^H - w_{s,t} \quad (3)$$

$$\underline{G}_{s,t}^H \leq g_{s,t}^H \leq \bar{G}_{s,t}^H \quad (4)$$

$$\underline{V}_{s,t} \leq v_{s,t} \leq \bar{V}_{s,t} \quad (5)$$

$$\underline{G}_{s,j,t}^T \leq g_{s,j,t}^T \leq \bar{G}_{s,j,t}^T \quad (6)$$

$$0 \leq f_{r,s,t} \leq F_{r,s,t} \quad \forall r \in S, \forall s \in S, \forall t \in T \quad (7)$$

Como já abordado neste artigo, o problema do planejamento da operação é tradicionalmente representado por um modelo de otimização estocástica, de grande porte, linear e com acoplamento temporal e espacial. Historicamente, a representação da geração hidrelétrica nos modelos de médio/longo prazo é feita a partir dos chamados Reservatórios Equivalente de Energia (REE), os quais agregam as usinas hidrelétricas de um mesmo subsistema ou região de uma bacia hidrográfica. Dessa forma, as variáveis de decisão relativas à geração hidrelétrica são em energia ao invés de água, isto é, depleciona-se e/ou armazena-se energia nos REE. Além da significativa redução no número de variáveis do problema, esta modelagem “praticamente elimina” o acoplamento espacial entre as hidrelétricas de uma mesma cascata, uma vez que o cálculo dos parâmetros do REE já considera este acoplamento. Apesar da modelagem de REE se apresentar como uma metodologia com um bom compromisso entre a modelagem das usinas hidrelétricas e o desempenho computacional, por

ser um modelo simplificado pode-se perder a precisão na operação real de cada reservatório.

Logo, o modelo constrói a política operativa otimizando a geração individualizada das usinas termelétricas e geração hidrelétrica total dos REE. A função objetivo do problema (1), é dada pela minimização dos custos de operação do sistema, trazidos a valor presente, ao longo de todo o horizonte de simulação T . No caso de usinas termelétricas, o custo associado ao uso do combustível está relacionado ao custo de operação dessas usinas. Nesta consideração, a geração hidrelétrica e das renováveis possuem custo nulo. Além disso, são considerados os custos de eventuais momentos de não atendimento à demanda, caracterizados pelo custo c^{def} em R\$/MWh e $l_{s,t}^{lol}$ a demanda não atendida, em MWh.

A equação de atendimento à demanda é apresentada em (2). As restrições referentes aos recursos hídricos também se fazem presentes para cada um dos REE, tais como as equações de balanço hídrico (3) e as restrições de volume mínimo $\underline{V}_{s,t}$ e máximo $\bar{V}_{s,t}$ (5), geração hidrelétrica mínima $\underline{G}_{s,t}^H$ e máxima $\bar{G}_{s,t}^H$ (4). Na equação (3), o volume $v_{s,t}$ decidido para cada reservatório, em cada período, possui relação com o período imediatamente anterior, caracterizando o acoplamento temporal da equação de balanço hídrico, onde $a_{s,t}$ são as aflúências (no caso determinístico, conhecidas previamente), $g_{s,t}^H$ a produção hidrelétrica e $w_{i,t,s}$ a vazão vertida.

A restrição (6) define uma geração mínima, ou inflexibilidade operativa, para as termelétricas, assim como uma geração máxima, onde $\bar{G}_{s,j,t}^T$ é a potência instalada e $g_{s,j,t}^T$ é a produção mensal de cada usina termelétrica de um determinado subsistema, para cada intervalo de tempo avaliado. A representação da geração da demais renováveis $R_{s,t}$ é feita a partir de uma constante para cada intervalo de tempo, representando a oferta de geração agregada esperada dessas fontes com base no histórico recente de geração. Por fim, o intercâmbio $f_{r,s,t}$ entre as barras r e s é representado através das restrições dos limites de capacidade de transmissão de cada linha existente $F_{r,s,t}$, para todos os subsistemas existentes S .

3. METODOLOGIA PROPOSTA

Conforme visto anteriormente, caso o padrão das vazões afluentes fosse conhecido antecipadamente, a política ótima de operação seria dada pela solução ótima do problema determinístico. Por outro lado, suponha que ao resolver o problema no instante inicial, não se conhece exatamente as aflúências futuras. Na abordagem estocástica, a incerteza hidrológica no problema de planejamento da operação de sistema hidrotérmicos pode ser capturada usando um número apropriado de cenários de entrada. Nesse caso, a função objetivo do problema poderia ser reformulada como o valor esperado da soma dos custos totais de produção de todas as usinas e do déficit de energia, avaliados todos os cenários disponíveis. Com base no histórico de aflúências, podemos adotar a premissa de que as vazões afluentes seguem uma tendência de flutuar na média do seu histórico (8), ou seja, podem variar o nível de incerteza θ para mais ou para menos:

$$\zeta = \left\{ \{a_{s,t}\}_{t=1}^T : a_{s,t} \in [a_{s,t}^* - \theta a_{s,t}^*, a_{s,t}^* + \theta a_{s,t}^*], t = 1, \dots, T \right\} \quad (8)$$

Com a introdução da incerteza das afluições, o problema de programação linear torna-se estocástico, e podemos aplicar a abordagem da Contraparte Robusta para tratar o problema. No entanto, essa abordagem em sua forma original decorre da suposição de que todos os componentes do vetor de decisão representam decisões do tipo "aqui e agora", que devem ser tomadas quando a incerteza for revelada e o problema for resolvido e, portanto, não podem se ajustar aos dados observados em instantes anteriores. Esta suposição não é capaz de representar a situação em que estamos interessados, onde as decisões $g_{s,1}^H$ que correspondem ao primeiro período $t=1$ e $g_{s,t}^H$, correspondente aos períodos subsequentes, são decisões típicas de "esperar para decidir" e, como tal, podem e devem se ajustar, até certo ponto, aos dados verificados.

Em um problema de programação estocástica multiestágio, uma decisão inicial é seguida por uma sequência de parâmetros incertos sendo revelados e decisões associadas sendo tomadas, o que em geral acaba tornando o problema computacionalmente intratável. Uma aproximação para tornar o problema tratável pode ser encontrada definindo as decisões como funções de parte das realizações dos parâmetros incertos. Nesse caso, consideramos um processo de decisão sequencial em que as decisões são tomadas no tempo t dependendo do histórico de resultados observados das variáveis aleatórias até o tempo $t-1$, sem considerar resultados futuros.

O objetivo então é encontrar uma sequência de regras de decisão a serem considerados na formulação que minimize os custos esperados, sujeitos às restrições. Nesse caso, as variáveis de decisão $g_{s,t}^H$, ou seja, a produção de energia proveniente das hidrelétricas, dependem dos dados observados de afluições até o tempo $t-1$. Além disso, assume-se que a decisão de produção é tomada no início de cada período t . Dessa forma, as políticas de decisão são restritas pelas seguintes regras de decisão linear em (9):

$$g_{s,t}^H = k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,x} \quad (9)$$

onde os coeficientes k_s^0 e $k_{s,x}$ são as novas variáveis de decisão. Com esta abordagem, a partir de um problema inicial de Programação Linear com variáveis incertas, podemos aplicar a este problema o método da Contraparte Robusta, ou seja, para exigir que as restrições sejam válidas para todas as realizações das afluições. O problema resultante a partir da inserção da RDL é observado nas equações (10-18), portanto:

$$\begin{aligned} & \text{Min } F \\ & F \geq \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \sum_{j \in J} \frac{1}{(1+R)^t} (C_{s,j,t} \cdot g_{s,j,t}^T + l_{s,t}^{lol} \cdot cdef) \quad (10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,x} + \sum_{j \in J} g_{s,j,t}^T + \sum_{r \in S} f_{r,s,t} - \sum_{r \in S} f_{s,r,t} \\ & + l_{s,t}^{lol} = D_{s,t} - R_{s,t}, \quad \forall s \in S, \forall t \in T \quad (11) \end{aligned}$$

$$k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,x} \leq \bar{G}_{s,t}^H \quad (12)$$

$$k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,x} \geq \underline{G}_{s,t}^H \quad (13)$$

$$\sum_{r=1}^t a_{s,r} \left(1 - \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} \right) - \sum_{r=1}^t k_s^0 - \sum_{r=1}^t w_{s,r} \leq \bar{V}_{s,t} - v_{s,0} \quad (14)$$

$$\sum_{r=1}^t a_{s,r} \left(1 - \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} \right) - \sum_{r=1}^t k_s^0 - \sum_{r=1}^t w_{s,r} \geq \underline{V}_{s,t} - v_{s,0} \quad (15)$$

$$\underline{G}_{s,j,t}^T \leq g_{s,j,t}^T \leq \bar{G}_{s,j,t}^T \quad (16)$$

$$0 \leq f_{r,s,t} \leq F_{r,s,t} \quad \forall r \in S, \forall s \in S, \forall t \in T \quad (17)$$

$$\forall \{a_{s,t} \in [a_{s,t}^* - \theta a_{s,t}^*, a_{s,t}^* + \theta a_{s,t}^*], t = 1, \dots, T\} \quad (18)$$

Uma das principais razões de inserirmos no nosso problema algumas restrições utilizando regras de decisão linear (9) é que um problema com infinitas restrições lineares (com base num espaço semi-infinito) se torna equivalente a um programa de Programação Linear comum, utilizando a seguinte reformulação (19-30) e definindo algumas variáveis adicionais, baseado nos procedimentos descritos em [12], [13] e [15]:

Min F

$$F \geq \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \sum_{j \in J} \frac{1}{(1+R)^t} (C_{s,j,t} \cdot g_{s,j,t}^T + l_{s,t}^{lol} \cdot cdef) \quad (19)$$

$$1 \leq x \leq X \quad (20)$$

$$\begin{aligned} & k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,t}^* - \theta \sum_{x=1}^{t-1} a_{s,x} a_{s,t}^* + \sum_{j \in J} g_{s,j,t}^T \\ & + \sum_{r \in S} f_{r,s,t} - \sum_{r \in S} f_{s,r,t} + l_{s,t}^{lol} = D_{s,t} - R_{s,t}, \quad \forall s \in S, \forall t \in T \quad (21) \end{aligned}$$

$$-\beta_{s,x} \leq k_{s,x} \leq \beta_{s,x} \quad (22)$$

$$k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,t}^* + \theta \sum_{x=1}^{t-1} \beta_{s,x} a_{s,t}^* \leq \bar{G}_{s,t}^H \quad (23)$$

$$k_s^0 + \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} a_{s,t}^* - \theta \sum_{x=1}^{t-1} \beta_{s,x} a_{s,t}^* \geq \underline{G}_{s,t}^H \quad (24)$$

$$-\eta_{s,t} \leq Y_{s,t} \leq \eta_{s,t} \quad (25)$$

$$Y_{s,t} = 1 - \sum_{x=1}^{t-1} k_{s,x} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} & - \sum_{r=1}^t Y_{s,r} a_{s,r}^* - \theta \sum_{x=1}^{t-1} \eta_{s,x} a_{s,x}^* - \sum_{r=1}^t k_s^0 - \sum_{r=1}^t w_{s,r} \\ & \leq \bar{V}_{s,t} - v_{s,0} \quad (27) \end{aligned}$$

$$-\sum_{r=1}^t Y_{s,r} a_{s,r}^* + \theta \sum_{x=1}^{t-1} \eta_{s,x} a_{s,x}^* - \sum_{r=1}^t k_s^0 - \sum_{r=1}^t w_{s,r} \geq \underline{v}_{s,t} - v_{s,0} \quad (28)$$

$$\underline{G}_{s,j,t}^T \leq g_{s,j,t}^T \leq \bar{G}_{s,j,t}^T \quad (29)$$

$$0 \leq f_{r,s,t} \leq F_{r,s,t} \quad \forall r \in S, \forall s \in S, \forall t \in T \quad (30)$$

Dessa forma, a abordagem apresentada neste artigo busca modelar um sistema hidrotérmico utilizando primeiramente uma abordagem simples de Programação Linear (PL), definir em seguida as vazões afluentes como variáveis incertas e transformar o modelo PL estocástico utilizando a abordagem da Otimização Robusta Linearmente Ajustável. Com esta modelagem, as regras de decisão que serão usadas para controlar o balanço hídrico do sistema podem ser classificadas como "regras de decisão lineares ótimas robustas".

4. ESTUDOS DE CASO

Para simular a qualidade da política operativa da modelagem proposta, foram utilizados como dados de entrada uma configuração semelhante ao Sistema Interligado Nacional - SIN, baseados nas informações obtidas no Programa Mensal de Operação - PMO do Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS. O sistema elétrico é representado por 5 barras (que representam os subsistemas eletroenergéticos do sistema brasileiro) com um valor de demanda de energia associado a cada um deles. As barras estão conectadas entre si através de linhas de transmissão, permitindo um fluxo de intercâmbio de energia entre elas, respeitando a restrição de capacidade máxima de cada interligação. O horizonte de simulação do estudo é de 5 anos, com evolução mensal das variáveis operativas.

Para representação das aflúências e simulação das políticas operativas, foram utilizadas 87 séries de aflúências históricas dos quatro subsistemas, disponibilizadas no formato de Energia Natural Afluente, em MWmês. Com relação ao parque termelétrico existente, cada subsistema possui um conjunto de usinas com diferentes custos de operação associados, caracterizando uma curva crescente de "custo x disponibilidade de potência" para atendimento à demanda. Além disso, o montante de geração de energia mensal das fontes renováveis foi definido como um dado de entrada do modelo, semelhantes a previsões determinísticas. Adicionalmente, considerou-se um valor de 4.600 R\$/MWh para o custo de déficit do sistema.

A linguagem de programação escolhida para esta modelagem foi a *Julia Language*, uma linguagem de programação dinâmica de alto nível, com ótimo desempenho para aplicações que requerem grande computação numérica (Bezanson, 2017). *Julia* possui uma extensa biblioteca de soluções para problemas matemáticos, que permite, por exemplo, a aplicação das técnicas de otimização robusta a diversos tipos de estudos.

Para ilustrar a aplicabilidade da metodologia, foram definidos 5 casos para simulação e comparação, conforme detalhamento a seguir:

(C1) MD-PL: Modelo determinístico utilizando programação linear, considerando a aflúência como a média histórica (média de longo termo - MLT) para definição da política operativa.

(C2) MPE-AC3: modelo estocástico utilizando 3 cenários de aflúências com probabilidades associadas, obtidas a partir de um método de clusterização do conjuntos de séries históricas.

(C3) MPE-PDDE: modelo de programação estocástica utilizando método da Programação Dinâmica Dual Estocástica para tratamento da incerteza da aflúência .

(C4) MPRA-RDL2.5%: modelo proposto de Otimização Robusta Linearmente Ajustável (ORLA), utilizando as Regras de Decisão Linear (RDL) e com nível de incerteza de 2,5%.

(C5) MPRA-RDL5%: modelo proposto de ORLA, utilizando as RDL e com nível de incerteza de 5%.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 2 resume os principais resultados obtidos em relação a função objetivo do problema, que representa o valor esperado do custo de operação do sistema, na simulação de todos os cenários disponíveis:

Tabela 1 - Resultados das simulações

Caso	Custo de Operação (bilhões R\$)	ΔCusto em relação ao C1 (%)
C1	77,98	-
C2	74,40	-4.6%
C3	72,33	-7.2%
C4	109,63	40.6%
C5	177,52	127.6%

Analisando os resultados, observa-se que o caso que foi utilizado como base de comparação do custo total de operação foi a alternativa C1, que utiliza um modelo determinístico considerando a aflúência média do histórico, com valor total de R\$77,98 bilhões. Quando verificados os resultados dos demais casos, observa-se que a alternativa C3, cuja simulação utilizou a técnica da PDDE, teve o menor custo total. Este valor baixo pode ser explicado pelo número de iterações utilizado, que pode não ter se mostrado suficiente para garantir uma boa aproximação da função de custo futuro. Sendo assim, ainda que o método seja de reconhecida eficácia, o critério de convergência e o número mínimo de iterações são parâmetros fundamentais para uma maior acurácia dos resultados, o que em geral demanda maior esforço computacional. Por outro lado, os casos C4 e C5 apresentam um custo total bastante elevado em relação ao caso C1, com valores 40,6% e 127,6% maiores, considerando um nível e incerteza de 2,5% e 5%, respectivamente. Essa diferença observada é comumente referenciada como o "preço da robustez", ou seja, é o preço que se paga para garantir que os sistema esteja preparado para o pior caso possível que seja viável.

Para uma avaliação do impacto da escolha da modelagem e tratamento das incertezas relacionadas às aflúências, é interessante monitorar o comportamento de duas importantes variáveis que impactam diretamente no custo total de operação do sistema: despacho termelétrico total e energia armazenada percentual nos reservatórios. As Figura 1 e 2 ilustram as

trajetórias da geração hidrelétrica e dos despachos termelétricos para cada uma das políticas operativas resultantes dos estudos de caso.

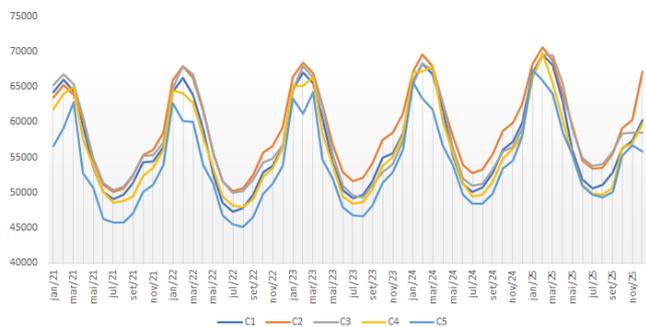


Figura 1 - Geração Hidrelétrica (MW médio)

Nas trajetórias referentes à produção de energia das hidrelétricas, verifica-se que, para todos os casos, a sazonalidade características das estações úmida e seca são mantidas, o que indica que independentemente do método de tratamento de incerteza adotado, a modelagem consegue responder adequadamente às características dessa fonte. Adicionalmente, ressalta-se que no caso C5, que possui uma maior aversão ao risco e um grau de incerteza maior de 5%, a geração hidrelétrica é a mais conservadora, especialmente nos 3 primeiros anos do horizonte de simulação.

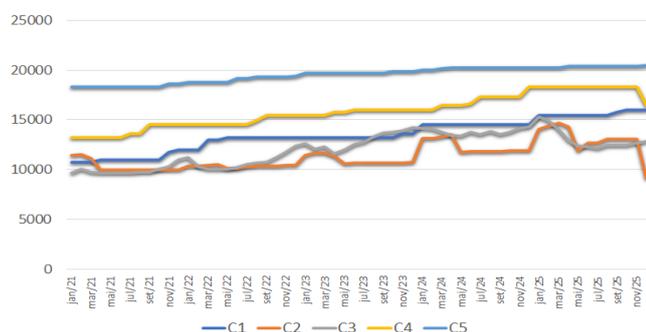


Figura 2 - Geração Termelétrica (MW médio)

No caso da geração termelétrica, que tem um custo variável associado, a depender da escolha da técnica de tratamento de incertezas, pode acarretar comportamentos bastante distintos nas política operativas observadas. O primeiro ponto a ser destacado é que ambos os casos que utilizam a ORLA indicam os maiores valores de despacho térmico, em função da modelagem tratar a incerteza hidrológica de forma mais conservadora, preparando o sistema para cenários hidrológicos mais pessimistas e viáveis de ocorrer na prática. O segundo destaque vai para os resultados do caso C3, com tratamento de incertezas através de uma árvore simplificada de cenários, no chamado equivalente determinístico. Nesse caso, chama a atenção a característica sazonal de complementariedade da fonte termelétrica com a hidrelétrica em determinados períodos, o que na prática acontece na operação real do sistema. Isso pode indicar que esse tipo de modelagem também pode trazer resultados adequados à realidade e interessantes para garantir a previsibilidade que se espera no planejamento da operação.

Outra variável importante para entender como a modelagem de incerteza impacta no planejamento da operação é a energia armazenada percentual do sistema como um todo, considerando todos os reservatórios disponíveis, ilustrada na Figura 3. Assim, como na geração hidrelétrica, as trajetórias guardam uma forte semelhança no seu comportamento, onde ocorre a indicação de enchimento dos reservatórios no período úmido e deplecionamento no período seco. Além disso, nas simulações dos casos C4 e C5, utilizando a ORLA, os resultados indicam uma menor gestão dos reservatórios, que podem ser explicados pelas afluições mais críticas consideradas nessas abordagens, o que reduz a capacidade de recomposição dos reservatórios. Outra característica observada foi que tanto na modelagem estocástica da PDDE, quanto no uso da programação robusta em, existe uma indicação de maior deplecionamento ao final do horizonte de simulação (5 anos), ou seja, o modelo opta por usar toda a água ao final do último período. Isso, entretanto, pode ser contornado com a ampliação do horizonte de simulação em 1 ou mais anos, de forma que o efeito do “fim do horizonte” pode ser minimizado para o período de interesse.

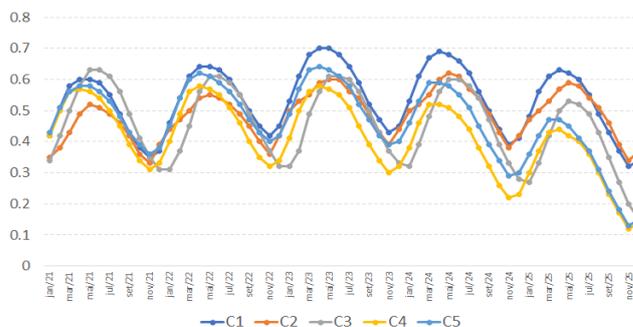


Figura 3 - Energia Armazenada Percentual (%EarmMáx)

Por fim, para testar a robustez das políticas operativas apresentadas em cada uma das abordagens para tratamento das incertezas das afluições, fixou-se o despacho termelétrico indicado nos casos C1 a C5 e simulou-se a operação para as 87 séries históricas de afluições. A partir disso, obteve-se o valor esperado das trajetórias simuladas para verificar se o sistema planejado estaria preparado para a ocorrência de qualquer afluição futura baseada no histórico (séries históricas – SH).

Tabela 2 - Comparação entre custo planejado x simulado

Caso	Custo Planejado (bilhões R\$)	Valor esperado da simulação das SH (bilhões R\$)	Δ Custo em relação ao Planejado (%)
C1	77.98	204.10	162%
C2	74.40	191.95	158%
C3	72.33	195.71	171%
C4	109.63	222.91	103%
C5	177.52	273.70	54%

A Tabela 2 apresenta um resumo dos resultados. A menores diferenças encontradas entre o que foi planejado e o que foi simulado em relação a todo histórico foram aqueles casos com a modelagem via ORLA proposta. O nível de incerteza tem impacto relevante também no custo adicional observado, como

pode-se perceber comparando os resultados dos casos C4 e C5. Ainda que a diferença do caso com maior nível de incerteza seja menor, o custo planejado já é bastante alto. Por outro lado, com a definição do parâmetro de incerteza em 2,5% o valor planejado, apesar de um pouco mais caro que as abordagens determinística e estocásticas, aparenta apresentar um custo-benefício interessante para o sistema, pois na ocorrência de todos os cenários possíveis os custos adicionais não são tão maiores. Dessa forma, é fundamental uma calibração do parâmetro de incerteza, que guarda uma relação com a percepção de risco que se aceita, para que o sistema apresente uma robustez adequada frente as incertezas futuras e possa garantir uma maior previsibilidade do planejamento em relação à operação.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho avaliou cinco métodos para tratamento de incertezas associadas às vazões afluentes num problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, bem como os custos associados a tomada de decisão referente ao despacho termelétrico futuro frente à realidade operativa. O tratamento de incertezas nesse tipo de problema é fundamental para garantir previsibilidade nas ações do operador do sistema e preparar a rede para cenários extremos relacionadas às variáveis incertas, como é o caso das afluições, que foi explorado neste trabalho.

Observamos que a escolha do método que utiliza a otimização robusta linearmente ajustável (ORLA) proposta nesse trabalho implica em um custo inicial maior para o sistema, o que pode ser um contrassenso a princípio, já que se espera a minimização dos custos de operação. Por outro lado, dentre todos os métodos avaliados, o que apresentou melhor desempenho na definição de uma política operativa que implique em menores custos frente a todos os possíveis cenários de afluição simulados posteriormente foi a ORLA. Isso se deve ao fato de a modelagem preparar o sistema para o pior caso viável na presença de qualquer incerteza, o que pode incitar em custos iniciais mais elevados, mas em menor custo adicional a posteriori. Esse preço pago antecipadamente pode ser chamado de o “preço da robustez”. Vale ressaltar que, embora outros métodos tenham apresentado resultados melhores, em termos de custo, cada método tem o seu benefício e sua utilização mais apropriada para o tipo de abordagem que se deseja, seja ela mais simplista ou mais robusta. Trabalhos futuros incluem a implementação desse tratamento de incerteza no planejamento da expansão da oferta de energia do sistema, incluindo o tratamento das incertezas relacionadas as demais renováveis, como eólica e solar.

REFERÊNCIAS

- Apostolopoulou D., De Grève Z. and McCulloch M. (2018), "Robust Optimization for Hydroelectric System Operation Under Uncertainty," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 3, pp. 3337-3348, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2807794.
- Ben-Tal A., A. Goryashko, E. Guslitzer, and A. Nemirovski (2004). "Adjustable robust solutions of uncertain linear programs," *Mathematical Programming*, vol. 99, no. 2, pp. 351–376.
- Bezanson, J., Edelman, A., Karpinski, S., Shah, V. (2017) [Julia: A Fresh Approach to Numerical Computing](#). SIAM Review, Vol. 59, No. 1 : pp. 65-98
- Braaten, Simen V., Ola Gjønnes, Knut Hjertvik, Stein-Erik Fleten (2016). Linear Decision Rules for Seasonal Hydropower Planning: Modelling Considerations, *Energy Procedia*, Volume 87, Pages 28-35, ISSN 1876-6102, <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.12.354>.
- Chattopadhyay S. (1988). "A realistic linear decision rule for reservoir management," *Water Resources Management*, vol. 2, no. 1, pp. 21–34.
- Cuvelier, T. & Archambeau, P. & Dewals, B. & Louveaux, Q. (2018). Comparison Between Robust and Stochastic Optimisation for Long-term Reservoir Management Under Uncertainty. *Water Resources Management*. 32. 1-16. 10.1007/s11269-017-1893-1.
- Egging R., S. Fleten, I. Grønvik, A. Hadziomerovic and N. Ingvoldstad (2017). "Linear Decision Rules for Hydropower Scheduling Under Uncertainty," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 103-113, doi: 10.1109/TPWRS.2016.2555360.
- Fleten S.-E. and S. W. Wallace (2009). "Delta-hedging a hydropower plant using stochastic programming," in *Optimization in the Energy Industry*. Springer, pp. 507–524.
- Goryashko, A.P., Nemirovski, A.S (2014). Robust energy cost optimization of water distribution system with uncertain demand. *Autom Remote Control* 75, 1754–1769. <https://doi.org/10.1134/S000511791410004X>
- Houck M. H., J. L. Cohon, and C. S. ReVelle (1980). "Linear decision rule in reservoir design and management: 6. incorporation of economic efficiency benefits and hydroelectric energy generation," *Water Resources Research*, vol. 16, no. 1, pp. 196–200.
- Kaut M. and S. W. Wallace (2007). "Evaluation of scenario generation methods for stochastic programming," *Pacific Journal of Optimization*, vol. 3, no. 2, pp. 257–271.
- Kuhn D., W. Wiesemann, and A. Georghiou (2011). "Primal and dual linear decision rules in stochastic and robust optimization," *Mathematical Programming*, vol. 130, no. 1, pp. 177–209.
- Pereira M. V. F. and Pinto L. M. V. G. (1991). "Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning," *Mathematical Programming*, vol. 52, pp. 359–375.
- Pritchard G., A. Philpott, and P. Neame (2005). "Hydroelectric reservoir optimization in a pool market," *Mathematical Programming*, vol. 103, no. 3, pp. 445–461.
- ReVelle C., E. Joeres, and W. Kirby (1969). The linear decision rule in reservoir management and design: 1, development of the stochastic model, *Water Resources Research*, vol. 5, no. 4, pp. 767–777.
- Schindler, K., Rujeerapaiboon, N., Kuhn, D., & Wiesemann, W. (2021). A Planner-Trader Decomposition for Multi-Market Hydro Scheduling. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.02806>