



## **Grupo de Estudo de Operação de Sistemas Elétricos-GOP**

### **PROGRAMAÇÃO DIÁRIA DA OPERAÇÃO CONSIDERANDO INCERTEZAS DE DEFLUÊNCIA DE USINAS A MONTANTE OPERADAS POR OUTRAS EMPRESAS**

**MATHEUS DE OLIVEIRA MENDONÇA(1); LAIS CLAUDINE SCHIAVO GOMES(2); PEDRO HENRIQUE FERES CAMPOS(3); EMERSON EUSTAQUIO COSTA(4); TAMARA SAMANTHA FERREIRA COELHO(5); DOUGLAS ALEXANDRE GOMES VIEIRA(6); DIOGO CARNEIRO RIBEIRO BUENO MARTINS(7); ENACOM(1);ENACOM(2);ENACOM(3);ENACOM(4);ENACOM(5);ENACOM(6);CEMIG GT(7);**

#### **RESUMO**

Ao analisar o problema da programação diária da operação energética em uma cascata de usinas hidrelétricas, um grande desafio é como considerar as incertezas que interferem na programação de cada usina. Nesse sentido, este trabalho caracteriza as incertezas presentes em cada parcela da afluência total das usinas analisadas: afluência natural incremental e defluências de usinas a montante operadas por outros agentes. Assim, é proposta uma ferramenta capaz de auxiliar na etapa de planejamento, possibilitando a obtenção de uma programação energética mais robusta. Os resultados mostram a viabilidade da estratégia proposta para duas cascatas distintas através de simulações com dados reais.

#### **PALAVRAS-CHAVE**

Programação diária, Incertezas, Usinas Hidrelétricas, Geração

#### **1.0 - INTRODUÇÃO**

A programação diária da operação eletroenergética contém o planejamento de geração hidráulica, bem como das demais fontes energéticas presentes no Sistema Interligado Nacional (SIN). Tal programação é realizada segundo diretrizes do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) pelos agentes de geração, que devem disponibilizar a programação para o dia posterior ao atual (D+1), com antecipação do segundo dia subsequente (D+2)(9).

Ao realizar tal programação para uma usina hidrelétrica (UHE), é necessário levar em consideração a cascata em que esta usina está inserida, uma vez que usinas de um mesmo rio estão relacionadas por meio do acoplamento hidráulico, modelado por equações de balanço hídrico (5). Assim sendo, todo agente de geração de uma usina disposta em cascata deve possuir informações a respeito da produção da usina imediatamente a montante, de forma a gerenciar sua programação para atender suas diretrizes energéticas, sem violar restrições operativas como níveis máximo e mínimo do reservatório, e vazões mínimas ambientais.

Entretanto, as usinas de uma mesma cascata podem ser operadas por diferentes agentes, tornando a tarefa de programação diária mais complexa, uma vez que podem existir incertezas adicionais em relação à geração de usinas a montante operadas por outras empresas, além da própria incerteza intrínseca de afluência natural. A cascata do rio Araguari, por exemplo, é composta pelas usinas de Nova Ponte, Miranda, Amador Aguiar 1 e 2 (da montante para a jusante). A Cemig Geração e Transmissão S.A. opera todas elas com exceção da UHE Miranda. Portanto, a programação da UHE Amador Aguiar 1 deve levar em consideração incertezas relacionadas com a geração, conseqüentemente, com a defluência da UHE Miranda, de modo que variações do programa desta não impliquem em impactos ambientais e financeiros para aquela.

Este trabalho caracteriza a incerteza sobre a defluência de uma usina operada por outros agentes e analisa os efeitos desta na programação da usina a jusante. Essa abordagem, apesar de pouco explorada, possui uma ideia similar ao estudo da incerteza sobre a afluência natural. Apresenta-se também um critério desenvolvido que auxilie na tomada de decisão durante a etapa de planejamento diário, possibilitando uma resposta mais robusta e que, conseqüentemente, favorece a geração de energia sem violações de restrições.

Este trabalho está organizado como se segue. Na seção 2, examinam-se os trabalhos relacionados ao tema. A seção 3 indica a configuração das cascatas estudadas e apresenta a metodologia seguida para coleta de dados. A seção 4 traz as análises realizadas com os dados de produção energética e de afluência. A seção 5 explora os efeitos das incertezas na programação da usina. Por fim, a seção 6 apresenta as conclusões.

## 2.0 - TRABALHOS RELACIONADOS

Devido à predominância de usinas hidrelétricas na geração energética brasileira e levando em conta o fato do sistema ser fortemente dependente das aflúências futuras, a busca por um planejamento da produção robusto às incertezas inerentes ao problema (na etapa de programação diária) torna-se de suma importância para os agentes de geração, podendo gerar melhorias consideráveis (12)(14).

Em uma cascata de usinas hidrelétricas ( $\Phi$ ), as que estão situadas a montante influenciam diretamente as próximas usinas. Essa influência pode ser modelada matematicamente pela equação do balanço hídrico (5):

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + [\alpha_{i,t} - q_{i,t}]T, \quad \forall i \in \Phi, t, \quad [1]$$

$$\alpha_{i,t} = \gamma_{i,t} + \sum_{k \in \Omega_i} q_{k,t-\tau_k}, \quad [2]$$

onde  $\alpha_{i,t}$  corresponde a aflúncia total da usina  $i$  no instantet,  $q_{i,t}$  corresponde a defluência da usina  $i$  analisada, sendo que defluência é a soma das vazões turbinada e vertida,  $v$  corresponde ao volume e  $T$  é o valor do intervalo de tempo considerado na discretização. A aflúncia total  $\alpha$  depende do valor da vazão incremental (ou natural)  $\gamma_{i,t}$  e da defluência das usinas a sua montante que é representado pelo conjunto  $\Omega_i$ , o parâmetro  $\tau_k \in \mathbb{N}^+$  é o tempo relativo de viagem entre cada usina  $k$  e sua jusante (5).

Podem ser encontrados na literatura diversas abordagens para tratar incertezas na previsão da aflúncia natural  $\gamma$ . Trabalhos iniciais utilizam a simulação de Monte Carlo, que consiste em um método estocástico, baseado na observação de diversas simulações com amostragem aleatória (6)(7). Outras abordagens que utilizam árvores de cenários são vistas em (1)(3)(14). Métodos de programação estocástica também já foram abordados, muitas vezes utilizando algumas particularidades adicionais como lógica Bayesiana (8)(16) ou linearizações (11). O tema também já foi explorado em trabalhos anteriores do SNTPEE, os autores de (2) e (15) abordam sobre maneiras mais eficientes ao realizar a previsão de aflúncia e em (13) utiliza-se árvore de cenários para melhorar o planejamento de longo prazo.

Grande parte dos trabalhos analisados utilizam o horizonte de longo ou médio prazo para analisar as incertezas, além disso, estes consideram prioritariamente os efeitos da incerteza na aflúncia natural incremental  $\gamma$ . No entanto, a aflúncia total a uma usina é composta por esta parcela  $\gamma$  e pela defluência das usinas a montante  $q$ , conforme equação [1]. Sendo assim, neste trabalho, avalia-se com mais atenção a incerteza sobre a parcela  $q$ , considerando cascatas com usinas operadas por diferentes agentes de geração e para um horizonte de curto prazo ( $D+1$  e  $D+2$ ), o que é menos abordado, mas que pode fazer uma diferença significativa na programação (14).

## 3.0 - METODOLOGIA E COLETA DE DADOS

### 3.1 Configuração das cascatas

Duas cascatas reais foram consideradas neste trabalho, denominadas aqui de Cascata A e Cascata B. Conforme pode-se visualizar na Figura 1, ambas são compostas por duas usinas cada. A Tabela 1 apresenta as características significativas dessas usinas para o estudo realizado. As usinas 1a e 1b têm seu programa de geração e sua operação realizadas por outro agente. Portanto, para o agente das usinas a jusante (2a e 2b), a potência gerada por aquelas pode ser diferente da que fora programada devido fatores relacionados à operação em tempo real, afetando assim a operação das usinas 2a e 2b.

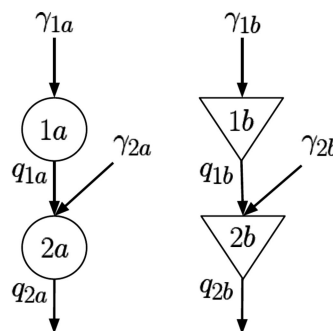


FIGURA 1 – Esquemático das Cascatas A e B.

TABELA 1 – Configuração das Cascatas Estudadas.

Cascata	A		B	
Usinas	1a	2a	1b	2b
Tipo de Usina	a fio d'água	a fio d'água	com reservatório	com reservatório
Regulação	diária	diária	mensal	mensal
Tempo Relativo de Viagem ( $\tau_{1,2}$ )	1 hora		5 horas	
Aflúncia Total ( $\alpha$ )	$\gamma_{1a}$	$\gamma_{2a} + q_{1a}$	$\gamma_{1b}$	$\gamma_{2b} + q_{1b}$

As usinas 1a e 1b tem uma capacidade instalada de cerca de 400MW cada uma. A vazão defluente a elas dependerá de vários fatores, como por exemplo a altura da queda líquida e a eficiência das unidades geradoras. Mas, considerando que operem em sua capacidade total e sem vertimento, tal vazão pode chegar a 600m<sup>3</sup>/s cada.

### 3.2 Coleta de dados

O conjunto de dados estudado na seção 4 com o intuito de avaliar e caracterizar a incerteza associada as vazões  $\gamma$  e  $q$  é composto por diversos parâmetros descritos como se segue. O primeiro deles é um histórico de produção energética para as usinas 1a e 1b, contendo tanto a potência programada quanto a potência gerada a cada quinze minutos no período entre abril de 2017 e junho de 2019. Tal histórico foi disponibilizado pelo agente de geração das usinas a jusante destas.

Outro parâmetro dos dados é a previsão diária de afluência natural incremental  $\gamma$  para as usinas 2a e 2b, disponibilizado em relação ao período entre janeiro e maio do ano de 2018, também pelo agente de geração citado. Por último, coletou-se no sitio do ONS (10), dados verificados de vazão defluente média diário de todas as usinas, dados verificados de vazão afluente média diário das usinas 2a e 2b, ambos para os cinco primeiros meses do ano de 2018. A seguir são detalhadas as análises feitas a partir destes dados.

## 4.0 - ANÁLISE HISTÓRICA DE DADOS DE PRODUÇÃO ENERGÉTICA E AFLUÊNCIA

### 4.1 Incerteza sobre a geração hidrelétrica

A primeira análise aqui realizada corresponde a estudar o erro associado à geração das usinas 1a e 1b, considerando os dados de produção energética histórica disponíveis. Seja, então, o erro relativo ao valor programado de geração da usina expressa pela equação [3]:

$$\varepsilon_t(\%) = \frac{P_{real,t} - P_{prog,t}}{P_{prog,t}} \cdot 100, \quad [3]$$

em que  $P_{real,t}$  representa o valor de potência efetivamente gerado e  $P_{prog,t}$  o valor de potência programado, ambos por instante de tempo, representado pelo índice  $t$ .

Calculou-se então o erro relativo da geração a partir da equação [3] para as usinas 1a e 1b durante o período de dois anos avaliados, para cada instante de tempo de quinze minutos. Tal erro demonstra o quanto a potência realmente gerada se distanciou da potência que era esperada pelo agente das usinas a jusante daquelas. As Figuras 2 e 3 apresentam a frequência dos erros relativos encontrados para as usinas 1a e 1b, respectivamente.

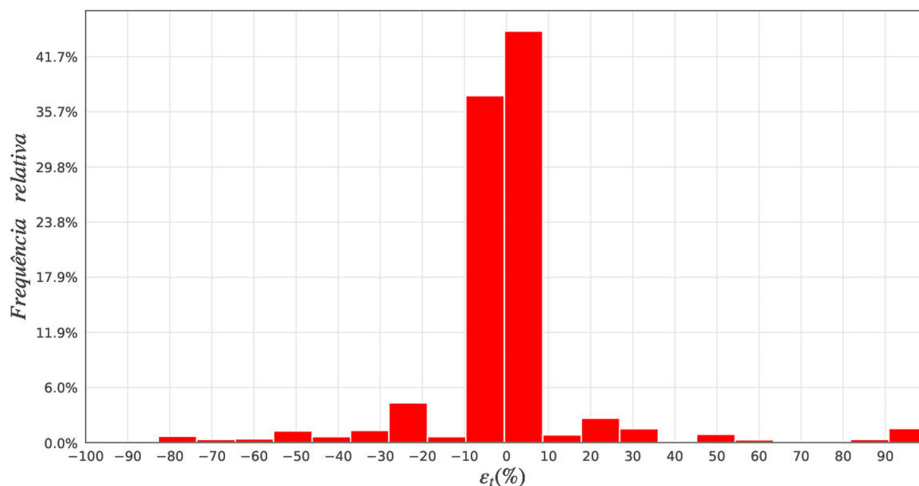


FIGURA 2 – Histograma de  $\varepsilon_t(\%)$  para Usina da Cascata A.

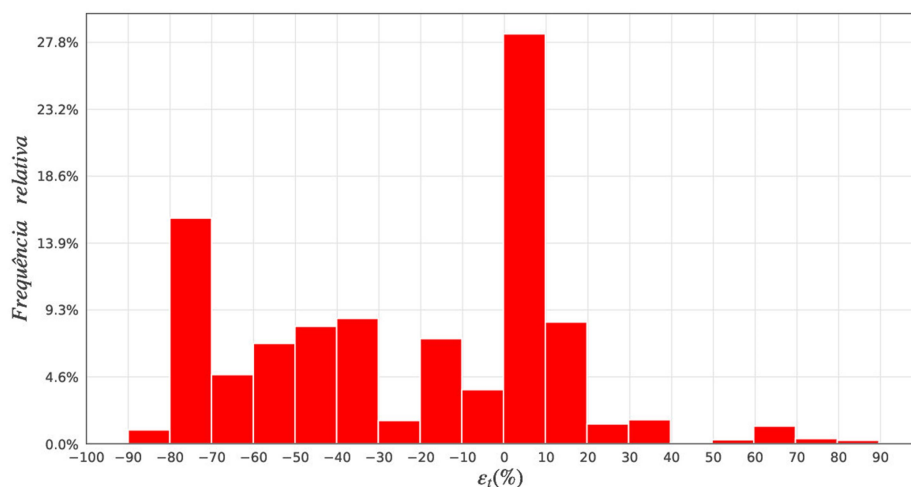


FIGURA 3 – Histograma de  $\varepsilon_t(\%)$  para Usina da Cascata B.

Para a usina 1a (ver Figura 2), o erro relativo mais frequente encontrado tem a amplitude entre  $\pm 10\%$  do valor programado. Supondo uma programação de 140 MW, esse erro mais frequente representaria um valor gerado entre 126 MW e 154 MW. Já para a usina 1b (ver Figura 3), há maior variedade em relação as frequências apresentadas dos erros relativos, assim como maiores amplitudes. Para exemplificar, cerca de 15% dos instantes de tempo avaliados para a usina 1b possui uma amplitude de erro entre  $-70\%$  e  $-80\%$ , indicando que foi gerado significativamente menos do que a potência programada, durante o período estudado.

Comparando os resultados apresentados para as duas usinas, pode-se observar que a usina 1a, que é uma usina a fio d'água, demonstra um erro relativo frequente menor que a usina 1b, que tem reservatório. Isso indica maior assertividade na programação de usinas desse tipo, que tem menor capacidade de regulação.

A Tabela 2 apresenta valores de exemplo para a produção energética dentre os intervalos de erro encontrados mais frequentes, assim como um valor estimado de vazão defluente correspondente:

TABELA 2 – Exemplos de Variações do Programa de Geração.

Usina	Intervalo do Erro	Valores Programação		Valores Geração	
		MW	m <sup>3</sup> /s aprox.	MW	m <sup>3</sup> /s aprox.
1a	(-10%) - (0%)	200	500	180,03	450,08
		300	750	283,49	708,73
	(0%) - (10%)	80	200	84,24	210,60
1b	(-80%) - (-70%)	140	350	153,87	384,68
		400	655,74	80,02	131,18
	(0%) - (10%)	400	655,74	119,93	196,61
		150	245,90	157,65	258,44

#### 4.2 Comparativo entre geração hidrelétrica e vazão afluente

A segunda análise consiste em comparar a influência das parcelas que compõem a vazão afluente a uma usina, no intuito de entender o quanto o desvio destas em relação ao valor previsto pode impactar na programação diária de produção energética. São utilizados os dados verificados de vazão defluente ( $q$ ) para as usinas 1a e 1b e de vazão afluente ( $\alpha$ ) para as usinas 2a e 2b referentes aos cinco primeiros meses do ano de 2018. Os dados citados na seção 4.1 também foram utilizados, filtrados para o período agora considerado.

Considera-se ser a vazão natural incremental verificada ( $\gamma$ ), a diferença entre  $q$  e  $\alpha$ . Com os dados de programação da geração disponíveis, para efeito de comparação, estima-se a vazão defluente correspondente a partir do coeficiente de produtividade das usinas.

As equações [4] e [5] apresentam o cálculo do erro absoluto entre o valor verificado e o valor previsto para a vazão defluente e a vazão natural incremental, respectivamente:

$$\Delta_{def} = q_{verificado} - q_{previsto} \quad [4]$$

$$\Delta_{inc} = \gamma_{verificado} - \gamma_{previsto} \quad [5]$$

Com o erro absoluto calculado de cada parcela da afluência ( $\Delta_{def}$  e  $\Delta_{inc}$ ), compara-se a amplitude entre esses erros, para cada dia entre os meses considerados. Toma-se o módulo de cada  $\Delta$  e calcula-se a diferença entre eles, formando o parâmetro denominado aqui de variação ( $\delta$ ), como está expresso na equação [6].

$$\delta = |\Delta_{def}| - |\Delta_{inc}| \quad [6]$$

Se  $\delta$  for positivo, a afluência total da segunda usina das cascatas é mais influenciada pela incerteza da produção da usina a montante ( $\Delta_{def} > \Delta_{inc}$ ). Sendo  $\delta$  negativo, a incerteza sobre a afluência incremental tem maior impacto ( $\Delta_{def} < \Delta_{inc}$ ), ressaltando que os valores calculados de  $\Delta$  e  $\delta$  são expressos em m<sup>3</sup>/s. Os histogramas mostrados nas Figuras 4 e 5 apresentam a frequência dos valores de  $\delta$  calculados para o período estudado nesta seção.

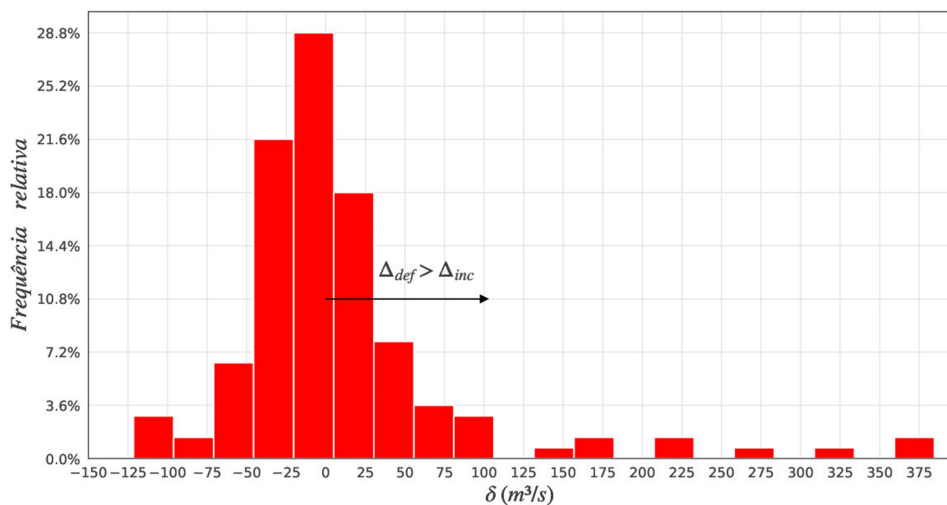


FIGURA 4 – Histograma de  $\delta$  para a Cascata A.

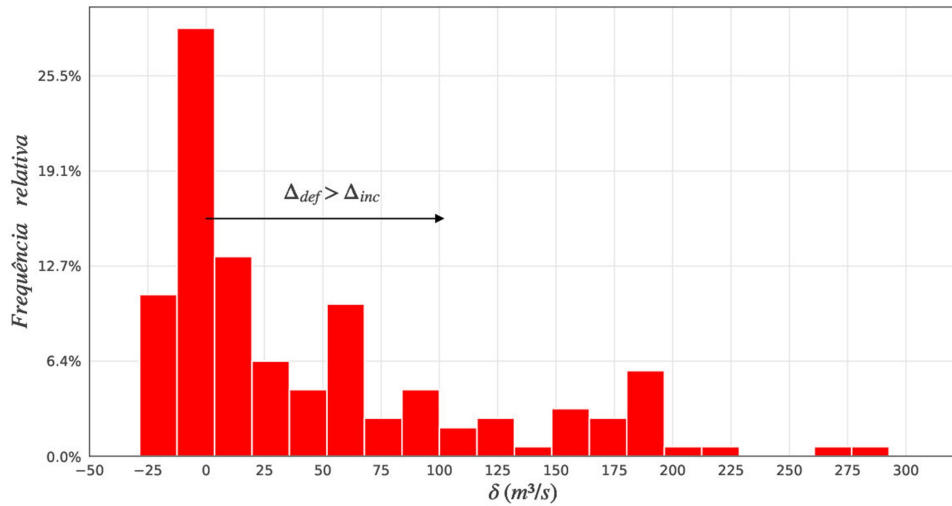


FIGURA 5 – Histograma de  $\delta$  para a Cascata B.

Observa-se para a Cascata A (ver Figura 4) que, para o intervalo entre  $\pm 25\%$  de  $\delta$ , cerca de 47% dos dias analisados apresentam proximidade entre  $\Delta_{def}$  e  $\Delta_{inc}$ , ou seja, as parcelas que compõem a afluência total são próximas em termos de vazão neste intervalo. Para a Cascata B, mostrado na Figura 5, a proximidade entre  $\Delta_{def}$  e  $\Delta_{inc}$  também é observada em mais de 50% dos dias. Assim, ambas parcelas se mostram significativas no tratamento de incertezas para programação diária. No entanto, o erro da vazão proveniente da usina a montante é em alguns casos mais expressivo, ao considerar o sentido positivo de  $\delta$ . Por exemplo, pode-se visualizar para as duas cascatas uma variação de  $\Delta_{def}$  em relação a  $\Delta_{inc}$  que ultrapassa 200 m<sup>3</sup>/sem alguns dias.

## 5.0 - ANÁLISE DA PROGRAMAÇÃO DIÁRIA CONSIDERANDO ERROS

Os testes realizados nesta seção utilizam um simulador energético determinístico (apresenta os mesmos resultados dada as mesmas condições de entrada) (4), que emula o processo de programação diária. Tal simulador recebe as condições do dia a ser programado e os valores de potência desejados. Utilizando também dados previamente cadastrados sobre a usina, como particularidades das turbinas e restrições operativas, o simulador calcula os parâmetros necessários e exibe como a usina irá se comportar durante o dia, de acordo com a função de geração e o balanço hídrico (equação [1]).

A simulação realizada busca atender o programa de potência informado, caso isso resulte em alguma restrição violada, a simulação é interrompida e retorna os resultados até o último instante simulado. Considera-se que, para a análise de incertezas, este programa idealmente atende as restrições da usina, como as de vazão defluente e taxas de variação. Assim, é proposto neste trabalho uma análise da sensibilidade do mesmo, principalmente no que se refere as restrições de nível de reservatório, frente as incertezas sobre a afluência.

### 5.1 Acoplamento de incertezas no simulador

A fim de avaliar as parcelas da afluência sujeitas a incertezas, que são: vazão defluente da usina a montante e vazão natural incremental, são realizadas múltiplas simulações considerando sete cenários. Cada cenário é um nível de variação ao redor do valor passado como dado de entrada. Ao avaliar a variação sobre uma destas parcelas, a outra é mantida constante. Tal comportamento pode ser modelado pela equação [7]:

$$x_j = x_0 + \Delta_j, \quad [7]$$

onde  $x$  corresponde a parcela estudada,  $j$  é o indexador de cada cenário, variando de um até o número total sete, e  $\Delta_j$  é a variação do valor de  $x$  em cada cenário  $j$ , sendo uma função do valor base  $x_0$  e do erro considerado, como expresso na equação [8]:

$$\Delta_j = x_0(1 + \varepsilon_j), \quad [8]$$

onde  $\varepsilon_j$  é a medida de erro para o cenário  $j$  atual (podendo adotar valores positivos ou negativos).

#### 5.1.1 Métrica de robustez

Um critério inicial capaz de verificar a robustez da programação fornecida no caso simulado consiste no cálculo do erro relativo percentual mínimo (em módulo) que viola alguma restrição, denominado  $\underline{\varepsilon}$  tal que:

$$\underline{\varepsilon} = \min(\underline{\varepsilon}^+, |\underline{\varepsilon}^-|), \quad [9]$$

$$\varepsilon_j \geq \underline{\varepsilon}^+ \rightarrow \text{Violação do limite máximo,}$$

$$\underline{\varepsilon}^- < \varepsilon_j < \underline{\varepsilon}^+ \rightarrow \text{Simulação sem violação de restrições,}$$

$$\varepsilon_j \leq \underline{\varepsilon}^- \rightarrow \text{Violação do limite mínimo,}$$

[10]

sendo que  $\underline{\varepsilon}^+$  corresponde a um valor de erro positivo e  $\underline{\varepsilon}^-$  identifica valores negativos.

Deseja-se um valor elevado de  $\underline{\varepsilon}$ , idealmente maior que o erro relativo histórico da parcela analisada, de forma que a ocorrência de um erro dentro do esperado não influencie consideravelmente na operação da usina. Dessa forma,

foi criada uma estratégia simples para estimar tal valor. É realizada uma simulação inicial considerando  $\varepsilon_j = 0$  para obter a evolução aproximada da cota do reservatório no dia simulado. Assim, é possível calcular os volumes de água necessários para violar os limites máximo e mínimo do reservatório, convertê-los para dois valores de vazão e obter uma estimativa inicial do valor de  $\underline{\varepsilon}$ . Em seguida são realizadas simulações ao redor dessa estimativa, obtendo um resultado mais assertivo.

## 5.2 Resultados

São utilizadas as mesmas cascatas definidas na seção 3, cada uma delas foi simulada considerando três casos de teste. Estes casos foram escolhidos aleatoriamente entre os dados disponíveis, baseados em condições de operação reais e considerando os períodos seco e chuvoso do ano.

- Caso médio: em relação ao nível de reservatório, afluência e produção energética;
- Caso período seco: nível baixo de reservatório, menor afluência, com chance de violar nível mínimo operativo;
- Caso período úmido: nível alto de reservatório e maior afluência, com chance de violar nível máximo operativo.

Estima-se, então, a métrica de robustez para cada um dos casos citados acima em relação as parcelas da afluência, especificadas abaixo:

- Afluência natural incremental ( $\gamma_i$ ), parcela esta que é obtida através de uma previsão que está sujeita a diversas incertezas relacionadas à chuva por exemplo;
- Produção da usina montante ( $p_{i-1}$ ), sendo que o valor base utilizado é obtido através do PDP (Programa Diário de Produção), que pode variar devido a necessidades de atendimento a demandas da operação em tempo real.

A Tabela 3 mostra os resultados obtidos para  $\underline{\varepsilon}$  em cada um dos casos estudados:

TABELA3 – Valor de  $\underline{\varepsilon}$  para cada Parcela Analisada em cada um dos Casos (valores em % do valor de entrada).

Casos	$x = \gamma_i$		$x = p_{i-1}$	
	Cascata A	Cascata B	Cascata A	Cascata B
Período úmido	17,11	88,5	5,3	3,7
Médio	122,0	399,7	29,4	33,7
Período seco	-19,9	-81,1	-3,6	-4,8

Os valores calculados de  $\underline{\varepsilon}$  foram negativos no período seco, mostrando que nesta situação, a restrição de nível mínimo pode ser violada ao chegar menos água do que era esperado. De maneira análoga, no período úmido há maior chance de violar o nível máximo quando vier mais água, o que é comprovado pelos valores positivos neste caso. Em relação ao caso médio simulado para as duas cascatas, percebe-se um valor de  $\underline{\varepsilon}$  positivo maior, o que indica neste caso que o programa informado está mais próximo de violar restrição de nível máximo, mas com erro relativo maior comparado ao caso do período úmido. Ao comparar os resultados para cada parcela, pode-se ver que a afluência incremental  $\gamma_i$  necessita de um erro relativo percentual maior para violar restrições do que em relação à parcela de produção da usina a montante em todos os casos (ver Tabela 3).

Os casos considerados dos períodos úmido e seco resultaram em valores baixos de  $\underline{\varepsilon}$  quando comparados ao caso médio. Portanto, tais casos foram avaliados quanto a sensibilidade da programação das usinas 2a e 2b frente a variação da produção da usina a montante destas, como se segue. Optou-se por considerar níveis maiores de  $\underline{\varepsilon}$  nas simulações realizadas com base nos resultados da seção 4. Sendo assim, foram simulados sete cenários, inclusive a programação original, com os seguintes valores de  $\varepsilon_j$ :  $[\pm 20\%, \pm 13,3\%, \pm 6,7\% \text{ e } 0]$ , conforme também com o que está expresso nas equações [7] e [8]. A Figura 6 apresenta a evolução da cota dos reservatórios das usinas 2a e 2b para os casos simulados, considerando a variação da geração da usina a montante.

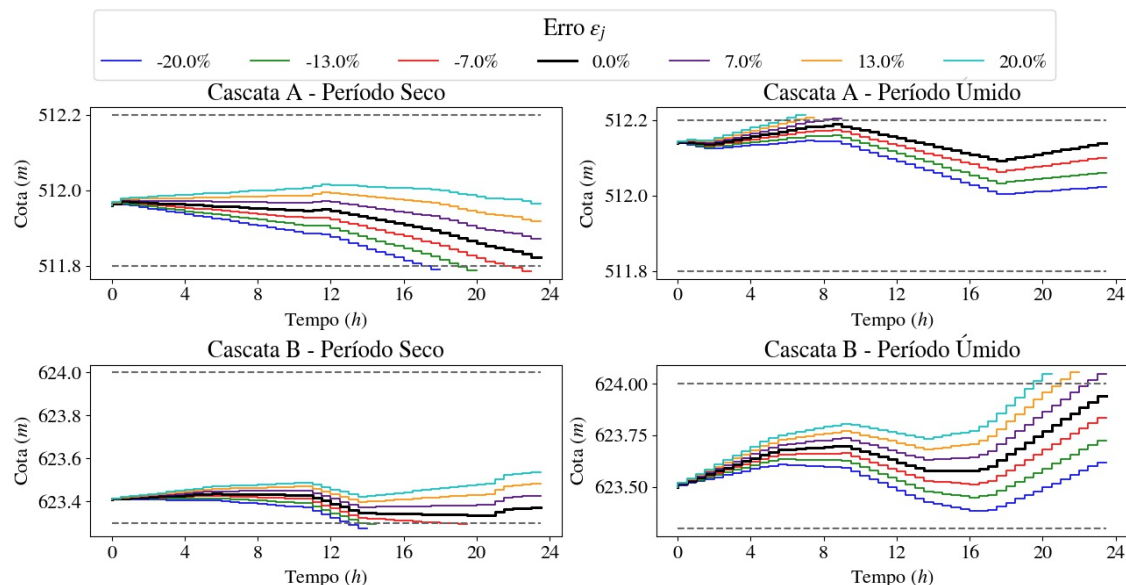


FIGURA 6 – Evolução da Cota do Reservatório para os Casos Simulados dos Períodos Úmido e Seco para as Cascatas A e B.

Os limites dos reservatórios estão representados pelas linhas pontilhadas na Figura 6. No período úmido, um aumento na defluência da usina a montante a partir de  $\varepsilon_j = +6,7\%$  causa violação da restrição de nível máximo, mantendo o programa de geração original. Analogamente, no período seco, se a defluência é menor do que a esperada, a restrição de nível mínimo pode ser violada. A Figura 6 mostra as violações observando que o armazenamento ultrapassa os limites operativos para certos valores de  $\varepsilon_j$ .

### 5.2.1 Correções na programação de geração

A fim de melhorar a robustez de uma programação simulada, é possível alterar o programa de potência, realizando correções, como por exemplo: aumentando a produção em situações em que é mais provável violar o nível máximo ou reduzindo-a, quando é mais provável alcançar o nível mínimo. Dessa forma, busca-se uma programação cuja métrica de robustez aproxime do valor desejado.

Para exemplificar as correções aqui propostas, os casos simulados na seção anterior foram corrigidos quanto aos programas de potência das usinas 2a e 2b, tornando-as mais robustas às variações da produção energética das usinas a montante destas. Com a nova programação, os casos são novamente simulados considerando os mesmos níveis para  $\varepsilon_j$ .

A Figura 7 apresenta as novas programações para cada um dos casos dos períodos considerados, as quais garantem uma operação sem violar restrições. Vale ressaltar que os casos médios não foram considerados aqui por já apresentarem uma métrica de robustez maior que 20% (ver Tabela 3).

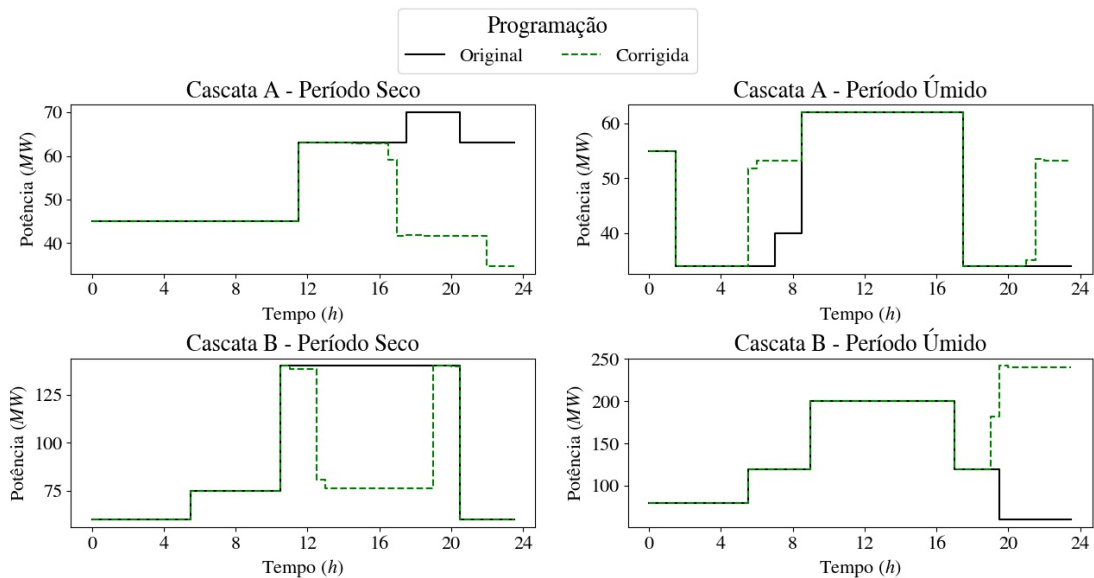


FIGURA 7 – Programações Originais e Corrigidas para os Casos Simulados de cada Cascata.

Com as mudanças nas programações, torna-se necessário verificar como as cotas do reservatório se comportam. A Figura 8 mostra que todos os sete cenários considerados não violam restrições, em contraste com a Figura 6 que apresenta cenários em que os níveis mínimo ou máximo são violados.

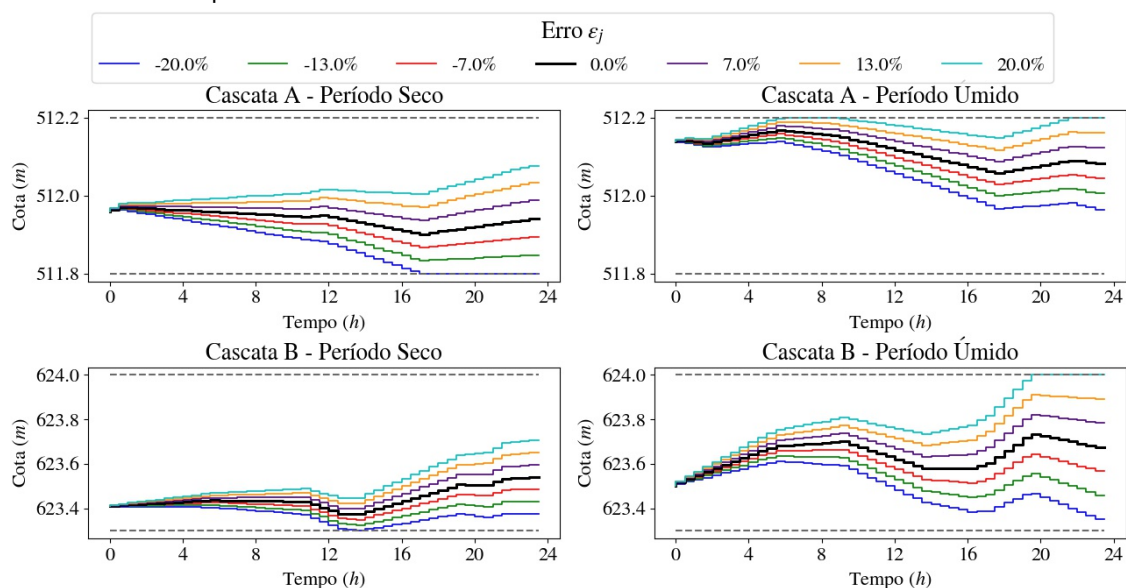


FIGURA 8 – Evolução da Cota do Reservatório para as Programações Corrigidas e Simuladas.

## 6.0 - CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta resultados que reforçam o fato de que uma programação energética de curto prazo pode ser consideravelmente afetada por incertezas na afluência, considerando usinas dispostas em cascata e com tempo relativo de viagem baixo. A incerteza sobre a defluência de uma usina a montante operada por outros agentes é caracterizada. Esta parcela, que compõe a afluência total da usina a jusante, apesar de não ser comumente considerada como objeto de análise quanto a incertezas, apresentou uma influência significativa na programação diária.

Foi apresentada também a métrica de robustez considerada a fim de analisar a sensibilidade de uma programação de geração frente a possíveis variações no programa da usina a montante. Tal métrica dependerá, assim como a simulação da operação da usina, de condições e parâmetros fornecidos como entrada, como exemplo, cota inicial de reservatório, valores desejados de potência e características das usinas simuladas.

Ao visualizar os resultados das análises de dados históricos mostrados na seção 4, variações no programa de geração existem, indicando ser necessário considerar incertezas no planejamento diário. Na seção 5, mostra-se que para casos nos quais as programações energéticas estão baseadas em dados reais, os mesmos apresentaram uma robustez menor que erros relativos comuns, ou seja, a operação poderia facilmente violar restrições para um erro dentro do esperado a partir de análises históricas. Sugeriu-se então correções no programa de geração para os casos mais críticos observados (dentre os casos simulados).

Como trabalhos futuros, pode-se realizar também uma análise verificando como a incerteza se comporta durante o dia avaliado, ou seja, se há valores maiores ou menores dentro de horários de pico, por exemplo. Tal análise se torna ainda mais interessante ao considerar que em breve a venda de energia será realizada através de leilões com preço horário, tornando necessário um maior controle e segurança no planejamento diário por parte dos agentes de geração.

## 7.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) BASLIS, C. G., BAKIRTZIS, A. G. (2011). Mid-term stochastic scheduling of a price-maker hydro producer with pumped storage.; IEEE Transactions on Power Systems.
- (2) BRÊDA, J. P. L. F., ARAUJO, A. N., ZANANDREA, F., NETO, G. G. R., PAIVA, R. C. D. (2017). Estimativa de Hidrogramas Afluentes a Reservatórios Utilizando o Filtro de Kalman por Ensemble; XXIV SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica.
- (3) CÔTÉ, P., LECONTE, R. (2016). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms for Hydropower Reservoir Operation with Ensemble Stream flow Prediction; Journal of Water Resources Planning and Management, 142(2).
- (4) ENACOM (2019). PROGEN. Disponível em: <<https://www.enacom.com.br/progen/>>.
- (5) GUEDES, L. S. M., VIEIRA, D. A. V., LISBOA, A. C., SALDANHA, R. R. (2015). A Continuous Compact Model for Cascaded Hydro-Power Generation and Preventive Maintenance Scheduling; International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 73(702):710.
- (6) JIEKANG, W., JIANQUAN, Z., GUOTONG, C., HONGLIANG, Z. (2008). A hybrid method for optimal scheduling of short-term electric power generation of cascaded hydroelectric plants based on particle swarm optimization and chance-constrained programming; IEEE Transactions on Power Systems.
- (7) LI, T., SHAHIDEPOUR, M. (2007). Risk-constrained generation asset arbitrage in power systems; IEEE Transactions on Power Systems.
- (8) MUJUMDAR, P. P., NIRMALA, B. (2007). A Bayesian stochastic optimization model for a multi-reservoir hydropower system; Water Resources Management, 21(9):1465--1485.
- (9) OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO - ONS (2017). Programação diária da operação eletroenergética -Submódulo 8.1.
- (10) OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO - ONS (2019). Histórico da Operação. Disponível em: <<http://www.ons.org.br/paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao>>.
- (11) PAN, L., HOUSH, M., LIU, P., CAI, X., CHEN, X. (2015). Robust stochastic optimization for reservoir operation; Water Resources Research, 51(1):409--429.
- (12) RAMOS, T. P. (2011). Modelo Individualizado de Usinas Hidrelétricas Baseado em Técnicas de Programação Não Linear Integrado com o Modelo de Decisão Estratégica.
- (13) ROCHA, V. F., BRAGA, R. G. S., FRANÇA, E. H. F., CATALDI, M. (2015). O Uso de Informação Meteorológica no Planejamento da Operação do Sistema Interligado Nacional; XXIII SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – Foz do Iguaçu, 5354.
- (14) SÉGUIN, S., FLETEN, S. E., CÔTÉ, P., PICHLER, A., AUDET, C. (2017). Stochastic short-term hydropower planning with inflow scenario trees; European Journal of Operational Research, 259(3):1156--1168.
- (15) SILVEIRA, R. B., ARAUJO, A. N., BREDA, Â., FREITAS, C. (2017). Determinação de Procedimento para Avaliar a Incerteza na Previsão de Precipitação e Vazão Afluente por Sistemas Hidro-Meteorológicos para Auxílio na Operação dos Reservatórios e Planejamento Hidro-Energético; XXIV SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, (1):1--9.
- (16) XU, W., ZHANG, C., PENG, Y., FU, G., ZHOU, H. (2014). A two stage bayesian stochastic optimization model for cascaded hydropower systems considering varying uncertainty of flow forecasts. Water Resources Research, 50(12):9267--9286.



## 8.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Matheus de Oliveira Mendonça é graduado em engenharia elétrica pela UFMG (2017) e foi aluno intercambista na Universidade de Strathclyde/Reino Unido pelo mesmo curso durante 2014. Já trabalhou em projetos de iniciação científica no OptMALab da UFMG e foi integrante da equipe de engenharia da Gaia SolutionsonDemand. Em 2018 iniciou o mestrado na UFMG na área de otimização e, atualmente, é pesquisador associado da ENACOM e professor de ciência de dados na COTEMIG. Possui como interesse as áreas de otimização e aprendizado de máquinas.

Lais Claudine Schiavo Gomes é graduada em engenharia elétrica pelo CEFET-MG (2018). Trabalhou em projeto de iniciação científica na área de Máquinas Elétricas e Eletrônica de Potência pelo CEFET-MG. Atualmente é pesquisadora associada da ENACOM, atuando na área de Qualidade e Testes. Possui como interesse as áreas de otimização e sistemas elétricos de potência.

Pedro Henrique Feres Campos é graduando em Engenharia de Controle e Automação na Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) com conhecimentos aprofundados na vertente de programação e eletrônica adquiridos durante a participação de projetos extracurriculares como Fórmula UFMG e monitoria. Atualmente pesquisador júnior na ENACOM na célula de otimização.

Emerson Eustaquio Costa possui mestrado em Engenharia elétrica pela PUC-MG (2006). Especialização Lato-Sensu em Análise de Sistemas de Informação pela Fumec (1998) e Educação Matemática pelo Uni-BH (1998). Graduado em Matemática pelo Uni-BH (1997). Atualmente é professor titular na Universidade Fumec nas áreas de matemática e programação e Doutorando em Modelagem Matemática e Computacional pelo CEFET-MG.

Tâmara Samantha Ferreira Coelho possui graduação em Química (2012) e Engenharia de Produção (2017) pela Universidade Federal de Minas Gerais. Atualmente é aluna de mestrado no Centro de Educação Tecnológica de Minas Gerais e pesquisadora associada da ENACOM.

Douglas Alexandre Gomes Vieira possui pós-doutorado, doutorado e graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais. Trabalhou como pesquisador Associado no Imperial College London (UK) em 2007 e fez doutorado sanduíche na Universidade de Oxford (UK) em 2005. Serve como revisor de revistas internacionais e participa da organização de conferências no exterior. Atualmente é Diretor Executivo do ENACOM Handcrafted Technologies e participa do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais. Tem interesse na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Otimização Multiobjetivo e Aprendizagem de Máquinas e na interface destas.

Diogo Carneiro Ribeiro Bueno Martins é graduado em engenharia civil pela UFMG (2012) e foi aluno intercambista na École des Ponts PARISTECH pelo mesmo curso em 2011 e 2012. Trabalha na Gerência de Planejamento Energético da Cemig Geração e Transmissão S.A. desde 2013, desempenhando atividades de elaboração de programa de geração e controle de cheias para usinas hidrelétricas. Já foi representante da Cemig em diversos comitês de bacias e hoje é membro do Grupo de Trabalho de Recursos Hídricos da Associação Brasileira de Geradores de Energia Elétrica – ABRAGE. Concluiu em 2019 o curso de Pós-Graduação MBA em Administração FGV – Setor Elétrico.