



**XXIII SNPTTE  
SEMINÁRIO NACIONAL  
DE PRODUÇÃO E  
TRANSMISSÃO DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

FI/GOP/32  
18 a 21 de Outubro de 2015  
Foz do Iguaçu - PR

**GRUPO - IX**

**GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP**

**REDUÇÃO DA VOLATILIDADE DO CMO E DAS DECISÕES OPERATIVAS CONSIDERANDO INDEPENDÊNCIA TEMPORAL NO CÁLCULO DA FUNÇÃO DE CUSTO FUTURO**

**Alberto Sergio Kligerman (\*)**

**ONS**

**Maria Cândida Abib Lima**

**ONS**

**Roberto N. Fontoura Filho**

**ONS**

**Sergio Menezes Medeiros**

**ONS**

**RESUMO**

O planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional, pela forte predominância hidrelétrica, requer uma adequada representação do comportamento das vazões. A geração de cenários condicionados às afluições anteriores permite preservar as principais características que são observadas no histórico. A estratégia de operação calculada considera, portanto, uma projeção da atual tendência hidrológica ao longo do tempo. Isso pode trazer volatilidade aos resultados devido à frequência com que se observam reversões de tendência. Assim, propõe-se que a tomada de decisão seja função apenas dos armazenamentos. Foi constatado que a proposta proporciona redução da volatilidade do Custo Marginal de Operação.

**PALAVRAS-CHAVE**

CMO, Volatilidade, PMO, CVaR

**1.0 - INTRODUÇÃO**

O planejamento da operação energética do Sistema Interligado Nacional (SIN), tal como qualquer sistema com forte predominância hidrelétrica, requer conhecimento aprofundado do comportamento das vazões nos aproveitamentos hidrelétricos. Este conhecimento permite obter informações mais realistas sobre o comportamento futuro das afluições e, conseqüentemente, considerar estas informações no planejamento da operação energética, sendo a modelagem hidrológica considerada um importante insumo a este tipo de estudo.

Ao incorporar modelos estatísticos ao planejamento da operação obtêm-se, a partir da utilização das informações conjunturais disponíveis, soluções melhores do que as que seriam obtidas caso esse conhecimento acerca do comportamento futuro das afluições fosse ignorado. Com efeito, esse papel parece bem desempenhado e o uso de modelos estatísticos em conjunto com modelos de otimização está consolidado no Setor Elétrico Brasileiro (SEB). Por outro lado, não se tem conhecimento de trabalhos sobre possíveis desvantagens de se utilizar modelos estatísticos neste contexto.

Um assunto recorrente em fóruns nos quais o planejamento da operação energética é discutido diz respeito à variação observada nos resultados dos modelos de planejamento da operação, principalmente no despacho térmico e no Custo Marginal da Operação (CMO), em decorrência de mudanças na hidrologia, que é insumo para o modelo de otimização. Ressalta-se que variações frequentes do CMO podem estar associadas a acionamentos e desligamentos do parque térmico pelos modelos de otimização. Este trabalho tem como principal objetivo propor uma abordagem de solução do problema que seja capaz de reduzir a volatilidade destes resultados, sem comprometer a segurança energética.

## 2.0 - A VOLATILIDADE DO CMO

Conceitualmente, a volatilidade é inversamente proporcional à previsibilidade de uma grandeza, e não à sua estabilidade. Exemplificando, se uma grandeza tem alta variação, mas se esta variação pode ser prevista com grande antecedência e com exatidão, entende-se que não há volatilidade.

O caráter estocástico do processo hidrológico impede, porém, que se conheça com boa antecipação as vazões que afluirão às principais usinas hidroelétricas do SIN. O processo decisório sofre as consequências desta imprevisibilidade.

Para a avaliação realizada neste trabalho, adotou-se como indicador da volatilidade (1) o desvio padrão das diferenças dos logaritmos dos CMOs entre os instantes t e t-1, pela expressão a seguir, sendo desconsiderados todos os valores com CMOs abaixo do PLD mínimo:

$$\text{Volatilidade} = \sigma [\log(\text{CMO}_t) - \log(\text{CMO}_{t-1})] \quad (1)$$

## 3.0 - A DEPENDÊNCIA TEMPORAL NA PDDE

O ONS utiliza a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) (2) para o cálculo da estratégia do planejamento da operação energética. A estratégia é representada por uma Função de Custo Futuro (FCF), que tem como variáveis de estado os níveis de armazenamento e as tendências hidrológicas dos subsistemas.

O modelo autorregressivo (AR) periódico (3) utilizado para a geração de cenários a serem utilizados no cálculo da FCF é baseado na estrutura de dependência temporal entre os meses do ano, e pode ser expresso como:

$$Z_m = \mu_m + \sum_{i=1}^{p_m} \left( \frac{\sigma_m \Phi_i^{(m)}}{\sigma_{m-i}} \right) (Z_{m-i} - \mu_{m-i}) + \sigma_m a_m \quad (2)$$

Onde:

$Z_m$  é a energia natural afluyente no mês m

$\mu_m$  é a média do mês m

$\sigma_m$  é o desvio padrão do mês m

$\Phi_i^{(m)}$  é o i-ésimo coeficiente autorregressivo do mês m

$a_m$  é o ruído

$p_m$  é a ordem do modelo autorregressivo para o mês m.

A diferença  $(Z_m - \mu_m)$  será designada  $\Delta_m$ , e corresponde ao desvio do valor  $Z_m$  em relação à média do mês m.

Supondo que o ruído  $a_m$  seja nulo, e que ocorra uma variação na afluência do mês m-1, denominada  $\Delta_{m-1}$ , uma diferença será refletida no mês m de acordo com o valor do coeficiente  $\phi_1^{(m)}$  do modelo AR do mês m.

Este coeficiente é obtido através da expressão:

$$\phi_1^{(m)} = \left( \frac{\sigma_m \Phi_1^{(m)}}{\sigma_{m-1}} \right) \quad (3)$$

Seguindo o raciocínio, ao se realizar a previsão para o mês m+1, o valor do delta ocorrido no mês m-1 será propagado para o mês m+1 pelo fator  $\phi_2^{(m+1)}$ , que relaciona a afluência do mês m+1 à afluência que ocorreu dois meses atrás, ou seja, em m-1. O valor já propagado do mês m-1 para o mês m será também propagado para o mês m+1 pelo fator  $\phi_1^{(m+1)}$ , que relaciona a afluência do mês m+1 à do mês m. Assim por diante, o delta inicial, ocorrido em m-1, se propaga para o futuro por meio do modelo PAR(p) e, após alguns meses, a afluência tenderá para seu valor médio mensal.

Apesar do valor propagado do delta diminuir ao longo dos meses até atingir valores desprezíveis, o somatório dos deltas propagados nos primeiros meses é significativo.

O somatório dos deltas propagados de m-1 até 2 meses à frente é:

$$\Delta_{\text{acumulado}} = \phi_1^{(m)} \Delta_{m-1} + \phi_1^{(m+1)} \phi_1^{(m)} \Delta_{m-1} + \phi_2^{(m+1)} \Delta_{m-1} = \Delta_{m-1} [\phi_1^{(m)} (1 + \phi_1^{(m+1)}) + \phi_2^{(m+1)}] \quad (4)$$

O valor do delta acumulado em p.u. pode ser, dependendo dos parâmetros dos modelos autorregressivos, muito superior à unidade. Este valor pode ser expresso, neste exemplo, por:

$$\Delta_{\text{acumulado(p.u.)}} = \phi_1^{(m)} (1 + \phi_1^{(m+1)}) + \phi_2^{(m+1)} \quad (5)$$

De forma que isso pudesse ser verificado, o procedimento exposto acima para o cálculo do delta acumulado em

p.u. foi implementado para 24 meses à frente, para todos os meses do ano e todos os subsistemas, e é mostrado na Figura 1. Por exemplo, a variação de 1 MWmês na energia afluyente ao subsistema Norte no mês de agosto corresponde a um valor acumulado de cerca de 24 MWmês ao longo de 24 meses.

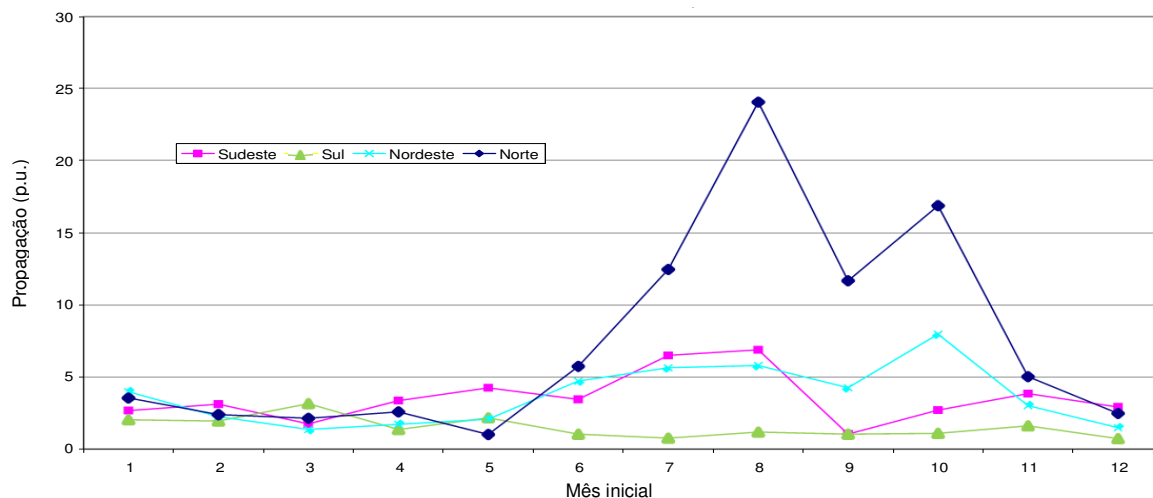


FIGURA 1 – Propagação do delta no modelo PAR(p)

Vale notar que a propagação segue estritamente o conceito de dependência temporal, no qual os modelos autorregressivos se baseiam. Seu uso no cálculo da Função de Custo Futuro é coerente pois a propagação calculada a partir de um delta na afluyente de um determinado mês representa a expectativa de variação nos recursos futuros. Entretanto, devido à frequência com que ocorrem as reversões de tendência hidrológica, esta propagação pode contribuir para acentuar a volatilidade do CMO.

Estas reversões podem ser observadas na série histórica. A Figura 2 exemplifica a geração de cenários um mês a frente realizada com o modelo autorregressivo periódico usando como tendência hidrológica o ano de 1998. Os valores gerados são mostrados em azul, enquanto a série histórica de 1998 é mostrada em vermelho e a média a longo termo na cor preta. É possível observar reversões na tendência hidrológica, tais como as ocorridas em agosto, outubro e novembro, quando o histórico de energias afluentes se localiza próximo à cauda da distribuição dos cenários gerados.

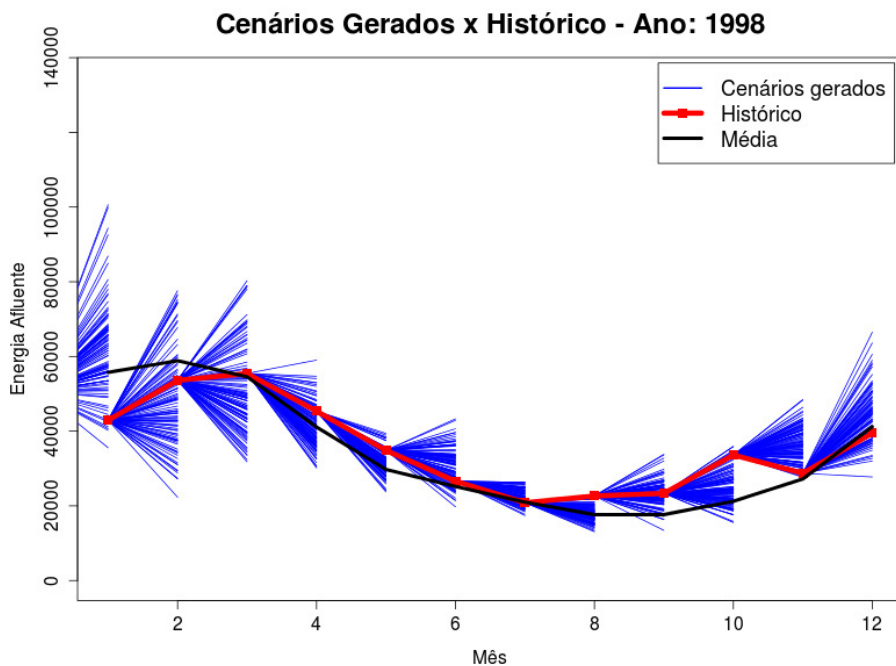


FIGURA 2 – Exemplos de reversão de tendência hidrológica

#### 4.0 - PROPOSTA PARA A REDUÇÃO DA VOLATILIDADE

A PDDE utiliza um processo iterativo em passos subsequentes denominados Forward e Backward, descritos a seguir:

- a. O passo Forward consiste em obter estimativas para o estado do sistema para cada estágio. Estes estados são determinados através de uma simulação no sentido direto do tempo com diversas séries de afluência.
- b. No passo Backward, realizado no sentido inverso do tempo, para cada estimativa de estado obtida no passo Forward adicionam-se informações à Função de Custo Futuro através da simulação da operação no estágio com o uso de um conjunto de cenários que consulta a Função de Custo Futuro calculada no estágio seguinte.

Como forma de reduzir a volatilidade dos resultados relacionada a mudanças na tendência hidrológica, propõe-se que a Função de Custo Futuro seja dependente apenas dos níveis de armazenamento (4). Assim, a informação sobre a tendência hidrológica não seria utilizada no cálculo da política, ou seja, na etapa backward da PDDE, cujos cenários podem ser gerados de forma temporalmente independente. Essa abordagem se justifica, conforme mencionado no item anterior, pela frequência com que ocorrem as reversões de tendência hidrológica.

Uma consequência de desconsiderar a informação sobre a tendência hidrológica é que a FCF não será capaz de capturar o efeito de secas de longa duração (quando a tendência se confirma). Para contrabalançar esta consequência, a proposta contempla duas abordagens simultâneas:

- a. A manutenção do uso do modelo autorregressivo no passo Forward da PDDE, com o objetivo de garantir que a FCF será estimada para valores de armazenamentos realistas, que contemplem inclusive a ocorrência de condições hidrológicas adversas tais como registradas no histórico, além de preservar a informação conjuntural na determinação dos estados de armazenamento onde a FCF será estimada.
- b. Maior rigor na definição dos parâmetros de aversão a risco do CVaR (Valor Condicionado ao Risco), mecanismo já utilizado pelo ONS no âmbito da PDDE.

#### 5.0 - ESTUDOS DE CASO

Para a avaliação da proposta, foi desenvolvida uma implementação computacional da PDDE, sendo utilizados os dados referentes à configuração do parque gerador, transmissão e requisitos do SIN em janeiro de 2012, desconsiderando a expansão futura.

Foram considerados os seguintes estudos de caso:

- a. **Risco neutro:** caso no qual a PDDE tradicional é utilizada sem a consideração de qualquer medida de aversão a risco.
- b. **Aversão a risco:** caso com a PDDE tradicional no qual a metodologia de aversão a risco CVaR é utilizada com ponderação  $\alpha=0,05$  e  $\beta=0,15$ .
- c. **Aversão a risco com backward independente:** caso com a backward independente, conforme a proposta apresentada no item 4. Neste caso foram utilizados, para o CVaR, os parâmetros  $\alpha=0,05$  e  $\beta=0,40$ .

A seguir são apresentados os resultados obtidos. O caso “Risco neutro”, como será mostrado, apresenta maiores riscos de déficit que os demais, e é mostrado como um exemplo do caso sem a consideração explícita de medidas de aversão a risco. O caso “Aversão a risco” é exatamente igual ao anterior com exceção da aversão a risco e, por não apresentar riscos significativos de déficit, será usado como o caso de referência para este estudo. Por último, o caso “Aversão a risco backward independente” é a aplicação da proposta deste trabalho. Espera-se que a solução mantenha as condições de segurança do caso de referência e, adicionalmente, apresente menor volatilidade dos resultados.

##### 5.1 Segurança operativa

A segurança operativa será avaliada a partir da frequência de ocorrência de déficits em cada patamar da função custo de déficit para uma simulação com 2000 séries sintéticas.

Na Figura 3 são mostrados os riscos anuais de déficit obtidos a partir da simulação com 2000 cenários sintéticos de energia para os subsistemas Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. Nesta figura, cada marcador representa o risco de déficit em um ano do estudo, e cada profundidade de déficit é apresentado por um conjunto distinto de linhas no gráfico. É possível observar que o caso com backward independente apresentou riscos anuais de déficit compatíveis com o caso tradicional com uso do CVaR, com exceção do subsistema Norte, no qual o risco de déficit em alguns anos foi mais elevado.

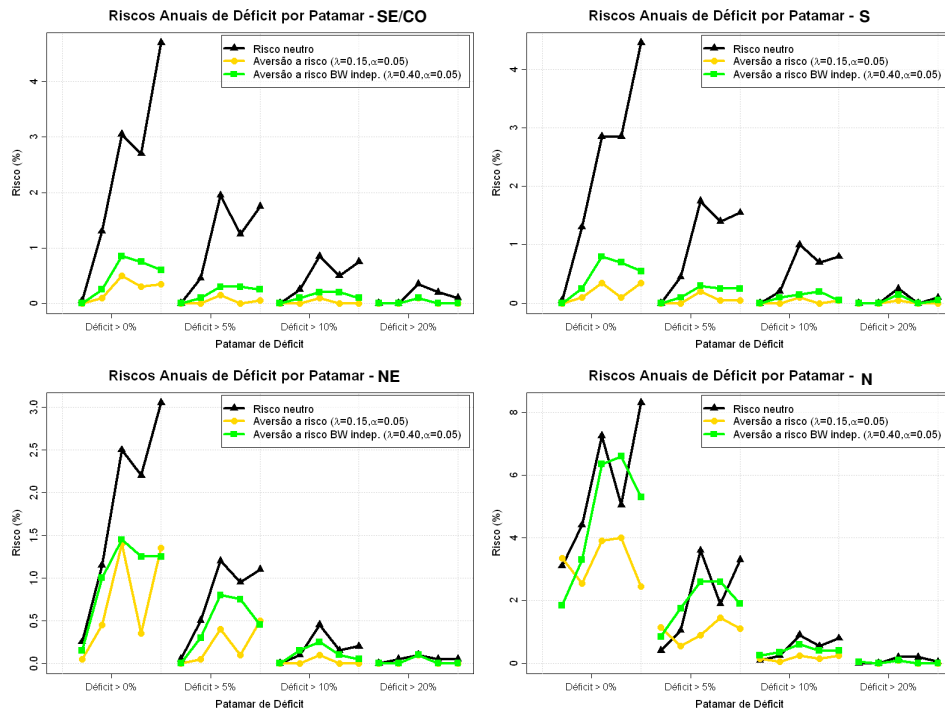


FIGURA 3 – Risco anuais de déficit

Foi constatado, conforme esperado, que apesar da proposta desconsiderar a informação de tendência hidrológica no cálculo da estratégia, a alteração da parametrização utilizada para a aversão a risco permitiu que fossem mantidos níveis de segurança compatíveis àqueles obtidos com o caso de referência.

## 5.2 Volatilidade do CMO e geração térmica

Uma vez que foi constatada a manutenção dos níveis de segurança, cabe avaliar a principal motivação deste trabalho, que é redução da volatilidade dos resultados da operação.

O cálculo da volatilidade, conforme a expressão (1), foi aplicado a cada uma das 2000 séries sintéticas simuladas, e os histogramas dos valores resultantes são mostrados na Figura 4 para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste. O gráfico à esquerda compara o caso “Risco neutro” com “Aversão a risco”, mostrando que a pura adoção de aversão a risco não reduz a volatilidade. A figura à direita compara o caso “Risco neutro” com “Aversão a risco backward independente”, ficando nítida a redução da volatilidade do CMO trazida pela proposta. O mesmo comportamento foi observado para os demais subsistemas.

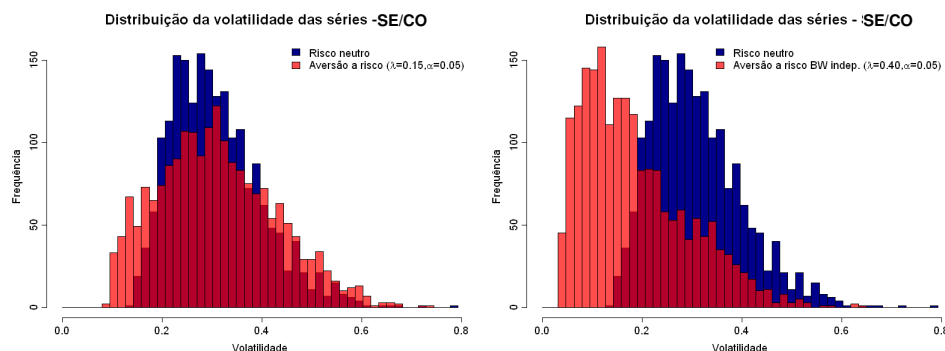


FIGURA 4 – Volatilidade do CMO

De forma a ilustrar os efeitos práticos da aplicação da proposta, foram feitas simulações com séries históricas. A Figura 5 mostra a evolução do CMO e da geração térmica do subsistema Sudeste/Centro-Oeste para o período 1936-1940, cuja média de aflúências no período é de 85% da MLT. Esta série foi selecionada como representante de condições hidrológicas não extremas, nas quais é nítida a redução da volatilidade do CMO e do despacho térmico obtida pela proposta.

É mostrada também nesta figura a evolução para condições extremamente críticas, tendo como representante o período 1952-1956. Neste caso, como é de se esperar, como a tendência hidrológica desfavorável se confirma ao longo do tempo, a menor volatilidade é obtida para o caso “Aversão a risco”, em que foi considerada a tendência hidrológica no cálculo da estratégia e com isso pôde ser evitado um déficit mais profundo no quarto ano simulado.

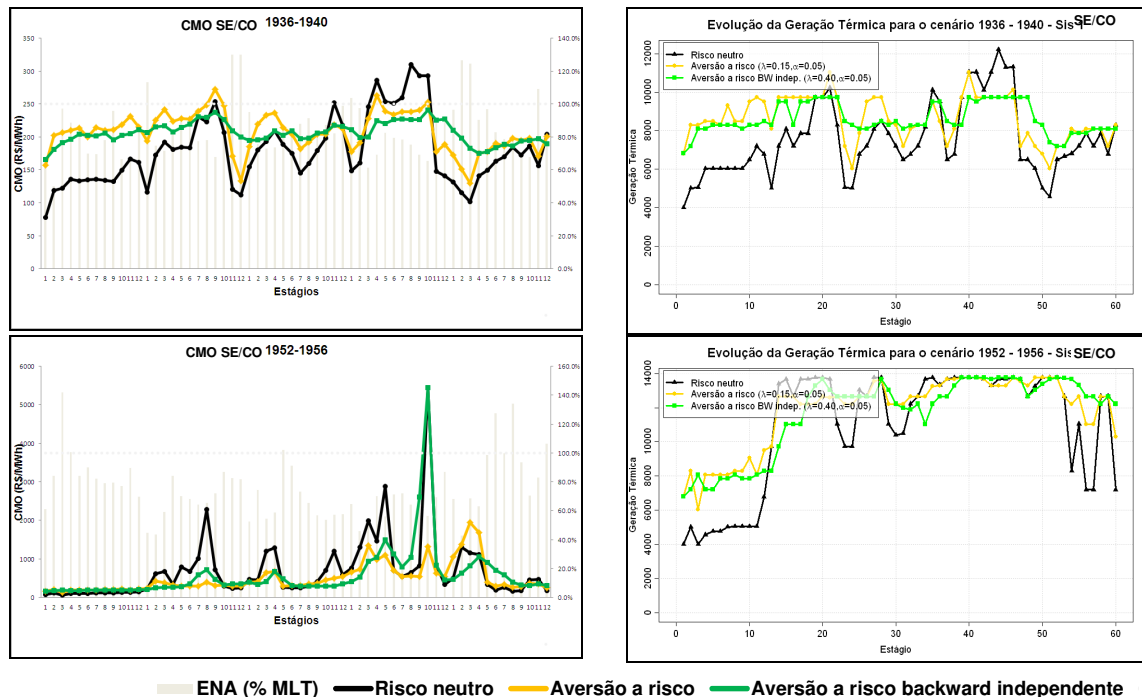


FIGURA 5 – Evolução do CMO e da geração térmica para séries históricas

## 6.0 - CONCLUSÃO

Este trabalho avalia a qualidade da solução do planejamento da operação com PDDE com a independência temporal no cálculo da Função de Custo Futuro. A dependência temporal passa a ser usada apenas na simulação forward, que estima os estados de armazenamento nos quais a Função de Custo Futuro é calculada.

A proposta foi avaliada em estudos de caso, no qual a PDDE com a política dependente da tendência hidrológica, tanto na modalidade neutra a risco quanto com o uso de CVaR, foi comparada à abordagem proposta.

Inicialmente foi mostrado que a abordagem proposta é capaz de preservar as condições de segurança do sistema se comparada à estratégia de operação com o uso de CVaR e política dependente da tendência hidrológica. Posteriormente, foi constatada uma significativa redução na volatilidade do despacho térmico e do CMO ao longo do tempo com o uso da metodologia proposta.

Em situações extremamente críticas e raras, nas quais a expectativa de aflúências ruins se confirma sucessivamente, a política dependente da tendência hidrológica apresenta o melhor desempenho. No entanto, esta desvantagem pode ser mitigada com o constante acompanhamento das condições do sistema no âmbito do Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico, a partir do qual pode ser comandada a geração térmica por segurança energética.

## 7.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Alizadeh, S., Brandt, M. and Diebold, F.X., "Range-Based Estimation of Stochastic Volatility Models", Journal of Finance (2002), 57, 1047-1092.
- (2) Pereira, M.V.F., "Optimal Stochastic Operations Scheduling of Large Hydroelectric Systems", International Journal of Electric Power and Energy Systems, Vol.11, No.3, pp. 161-169, July 1989.
- (3) 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", International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, IEEE, 2004, pp. 397-402

(4) Soares, M.P., Street, A., Valladão, D.M., "On the solution variability reduction of stochastic dual dynamic programming applied to energy planning", PES General Meeting, Conference & Exposition, IEEE, 2014, pp. 1-5.

## 8.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Alberto Sergio Kligerman, nascido em 1958 em Niterói-RJ, graduou-se em 1980 em Engenharia Elétrica pela UFRJ, com Mestrado em Engenharia de Sistemas em 1993 pela UNICAMP e Doutorado em Computação pela UFF em 2009. Atualmente é Gerente de Metodologias e Modelos Energéticos do ONS.

Roberto Nogueira Fontoura Filho, nascido em 1956 no Rio de Janeiro-RJ, graduou-se em 1979 em Engenharia Elétrica pelo IME, com Mestrado em Engenharia Elétrica pela COPPE/UFRJ em 1985 e Doutorado em Confiabilidade de Sistemas de Potência pela COPPE/UFRJ em 1994. Atualmente é Gerente Executivo de Metodologias, Modelos e Cargas do ONS.

Maria Cândida Abib Lima, nascida em 1965 na cidade de Aimorés-MG, graduou-se em 1987 em Engenharia Elétrica pela UFJF, com Mestrado em Engenharia de Sistemas em 1992 pela COPPE/UFRJ. Atualmente é Engenheira de Sistema de Potência Senior II na Gerência de Metodologias e Modelos Energéticos do ONS.

Sergio Menezes Medeiros, nascido em 1960 no Rio de Janeiro-RJ, graduou-se em 1985 em Engenharia Elétrica pela UVA. Atualmente é Engenheiro Especialista da Gerência de Metodologias e Modelos Energéticos do ONS.