**Grupo de Estudo de Planejamento de Sistemas Elétricos-GPL**

# AVALIAÇÃO DO CRITÉRIO DE PARADA DO ALGORITMO DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL ESTOCÁSTICA QUANDO SE UTILIZAM TÉCNICAS DE REAMOSTRAGEM DE CENÁRIOS DE AFLUÊNCIAS

**MARIA ELVIRA PIÑEIRO MACEIRA(1) (2); CRISTIANE CRUZ(1); ALBERT CORDEIRO GEBER DE MELO(1) (2); DEBORA JARDIM PENNA(1); ANDRE DINIZ(1) (2); FELIPE TREISTMAN(1)**
**CEPEL(1); UERJ(2)**

RESUMO

Discutem-se os ganhos obtidos com os aprimoramentos recentes na melhoria da representação da árvore de cenários de afluências no algoritmo de PDDE do modelo NEWAVE, por meio da utilização de técnicas de reamostragem de cenários *forward;* e o impacto de tais técnicas no critério de parada atualmente empregado. Para tanto, foram utlizadas configurações oficiais relativas às atividades de planejamento da expansão e operação do SIN. Os resultados apontaram ganhos relevantes na qualidade da função de custo futuro, e na redução da variabilidade amostral. Também, foi verificada a adequação do critério de parada atualmente adotado no algoritmo de PDDE do NEWAVE.

PALAVRAS-CHAVE

Programação dinâmica dual estocática, Técnicas de reamostragem, Árvore de cenários, Função de custo futuro, Critério de convergência.

## 1.0 - INTRODUÇÃO

O Programa Mensal da Operação Energética – PMO, é elaborado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) com a participação dos agentes envolvidos. Os estudos – realizados em base mensal, sendo o primeiro mês discretizado em etapas semanais, por patamar de carga, e revistos semanalmente – fornecem metas e diretrizes a serem seguidas pelos órgãos executivos da programação diária da operação e da operação em tempo real. Neste processo, o ONS utiliza, entre outros, dois modelos básicos, o NEWAVE [1],[2] e o DECOMP **Erro! Fonte de referência não encontrada.**. O modelo NEWAVE é uma ferramenta de planejamento da operação energética, validado com a representação agregada do parque hidroelétrico, e com o cálculo da política de operação baseado na técnica de Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) [4] [5]. Esse modelo tem como objetivo determinar a estratégia de operação de longo/médio prazo, de forma a minimizar o valor esperado do custo total de operação ao longo do período de planejamento da operação, considerando mecanismos de aversão a risco; analisar as condições de atendimento energético no horizonte de longo/médio prazo; fornecer a política de operação por meio da função de custo futuro para o modelo de programação de curto prazo - DECOMP; e calcular os custos marginais de operação mensais para cada patamar de carga, entre outras variáveis, para 2.000 cenários hidrológicos sintéticos. Em um processo correlato, a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) também utliza os modelos NEWAVE e DECOMP para o cálculo do Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). Já a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) utiliza o modelo NEWAVE em seus estudos para elaboração do Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE) que traz uma indicação das perspectivas de expansão futura do setor de energia sob a ótica do Governo.

(*) Av. Horácio Macedo, 354 – CEP 21941-911 Rio de Janeiro, RJ – Brasil
Tel: (+55 21) 2598-6454 – Fax: (+55 21) 2260-2236 – Email: elvira@cepel.br

Durante o ano de 2018 a Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico (CPAMP) priorizou o estudo da árvore de cenários de afluências, em particular a reamostragem, do modelo NEWAVE para o ciclo seguinte de aperfeiçoamento.
Em estudos de planejamento da operação de longo/médio prazo do sistema interligado nacional (SIN), onde o horizonte típico considerado é de cinco anos discretizados em períodos mensais, com 20 cenários hidrológicos em cada período, a árvore completa que representa as incertezas possui uma cardinalidade muito elevada, o que torna a resolução do problema inviável computacionalmente. Desta forma, no algoritmo adotado para resolvê-lo, a PDDE, ao invés de se percorrer todos os subproblemas da árvore de cenários durante a simulação *forward*, resolve apenas um subconjunto de cenários (subárvore), os quais são escolhidos da distribuição original da variável aleatória. Os cortes de Benders que irão compor a função de custo futuro (FCF) são construídos iterativamente durante cada recursão *backward* para todos os nós da subárvore percorridos na última simulação *forward* e, na próxima simulação *forward*, novos valores para as variáveis de estado níveis de armazenamento nas usinas hidroelétricas são obtidos.

Uma possível melhoria na representação da árvore de cenários consiste em aumentar o número de cenários da árvore amostrada para a simulação *forward* e, assim, possibilitar um aprimoramento da política de operação através das FCFs. Como consequência, obtém-se uma melhor aproximação do limite inferior do valor esperado do custo de operação (ZINF) em direção ao valor ótimo teórico do problema, por meio da utilização de *técnicas de reamostragem* de cenários durante o cálculo da estratégia ótima de operação, as quais apresentam o benefício adicional de redução da variabilidade amostral sem comprometer o tempo computacional para resolver o problema. Para tanto, a subárvore utilizada durante a simulação *forward* é modificada ao longo do processo iterativo da PDDE de maneira a permitir que uma parcela ainda mais representativa da árvore completa de cenários seja visitada [6], [7], [8], [9], [10]. Já os ruídos da amostra *backward* (termo aleatório) permanecem inalterados durante todo o processo iterativo por constituírem o problema de otimização de árvore completa a ser resolvido. Ressalta-se ainda que a reamostragem é uma condição necessária para que o algoritmo da PDDE atenda aos requisitos teóricos de convergência assintótica à solução ótima [6]. Durante 2018 algumas metodologias de reamostragem foram estudadas e aprimoradas e os resultados indicaram que as técnicas de reamostragem foram eficientes e eficazes em melhorar a função de custo futuro e em reduzir a variabilidade amostral frente à utilização de diferentes sementes iniciais para obtenção de uma sequência de números pseudo-aleatórios, proporcionando, em consequência, uma maior estabilidade nos resultados [11], [12]. A semente inicial consiste no número utilizado para dar partida ao processo de geração de amostras de ruídos aleatórios multivariados utilizados para produzir os cenários de afluências utilizados no algoritmo da PDDE.

Tradicionalmente, o critério de parada do processo iterativo da PDDE, utilizado para algoritmos que utilizam métodos de amostragem em programação estocástica linear multi-estágio, é baseado em uma análise estatística de convergência, isto é, o algoritmo é considerado convergido quando o limite inferior calculado para o valor ótimo (ZINF) está contido dentro do intervalo de confiança do limite superior do valor esperado do custo total de operação (ZSUP). O critério de parada também pode basear-se em critérios não estatísticos, tais como a estabilidade do ZINF, que se torna mais importante quando se adota o critério de aversão a risco CVaR, devido à dificuldade de avaliação do ZSUP neste caso. Este último critério é atualmente adotado no Setor Elétrico Brasileiro. Uma pergunta que surge com o emprego de técnicas de reamostragem é se o critério de parada continua sendo válido.

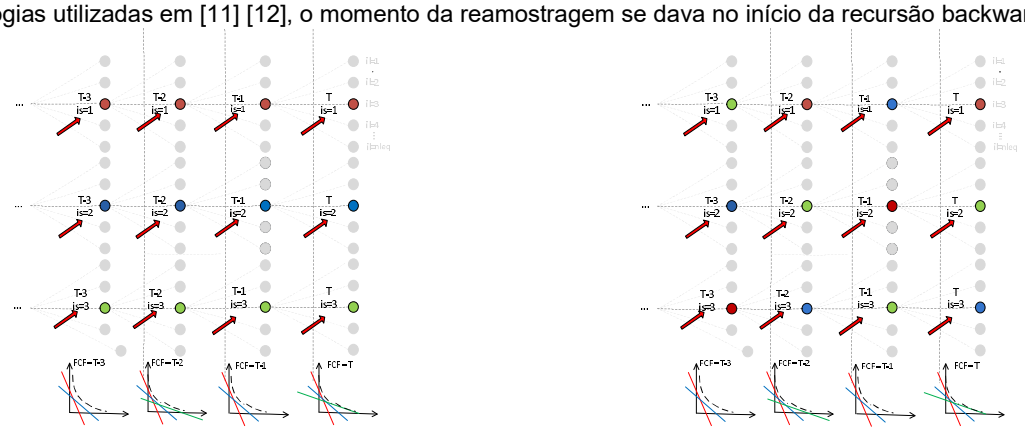
O objetivo deste trabalho é quantificar os impactos da reamostragem na melhoria da função de custo futuro e avaliar a adequação do critério de parada atualmente adotado quando se emprega reamostragem. Para tanto, foram utlizadas configurações oficiais do SIN relativas às atividades de planejamento da operação (PMOs Setembro 2017, Março 2018 e Fevereiro 2019) e da expansão (Leilão A-4 2018 e PDE 2026).

## 2.0 - REAMOSTRAGEM DE CENÁRIOS DE AFLUÊNCIAS

Em [11] [12] o CEPEL apresentou duas metodologias para a reamostragem dos cenários *forward*, reamostragem por recombinação [6], [7], [8] e [9] e reamostragem plena [9]. Na metodologia *reamostragem por recombinação*, a abordagem para escolher uma nova subárvore, a cada iteração do algoritmo da PDDE durante a simulação *forward,* é manter a amostra de ruídos a cada período, porém combinando-os de forma distinta entre os períodos, conforme ilustrado na Figura 1(a). Já na metodologia *reamostragem plena*, a cada iteração do algoritmo de PDDE são amostrados novos ruídos aleatórios para geração da subárvore forward, conforme ilustrado na Figura 1(b). Os cenários de afluências às usinas hidroelétricas da primeira iteração são idênticos aos do processo sem reamostragem e ao processo de reamostragem por recombinação. Mas a partir das próximas iterações de reamostragem os ruídos podem ser, e muito provavelmente o serão, diferentes, porém cada amostra representa a mesma distribuição de probabilidade. A reamostragem plena permite, naturalmente, uma representação mais abrangente das afluências às usinas hidroelétricas e aos reservatórios equivalente de energia (REE). Um parâmetro importante neste processo é o “passo” para a reamostragem, ou seja, o intervalo entre iterações para trocar (reamostrar) a subárvore *forward*. Quanto menor for a frequência, maior será a abrangência da subárvore no final do processo iterativo, pois uma parcela maior da árvore completa terá sido visitada.

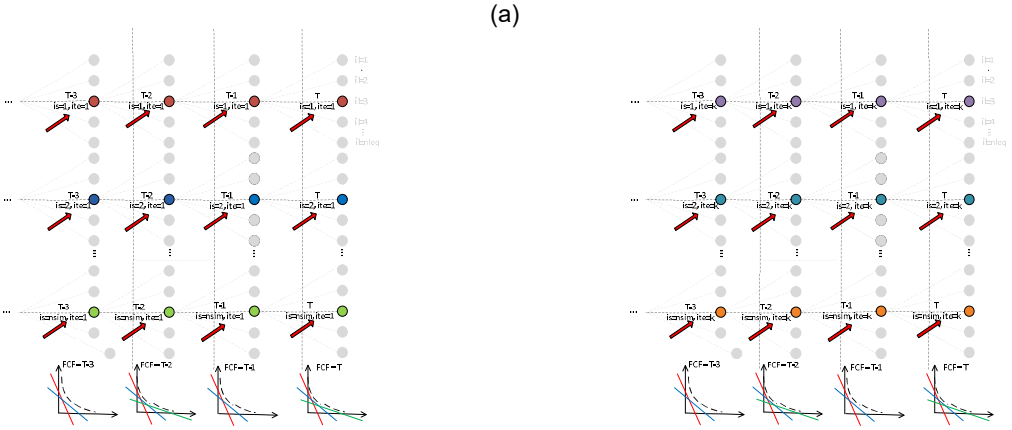
2.1 Momento da Reamostragem de Cenários de Afluências

Em [11] [12] foram exploradas as duas metodologias de reamostragem e o passo para a reamostragem tomando-se como base que o momento da reamostragem se daria ao final de uma iteração do algoritmo de PDDE/início da próxima iteração. No modelo NEWAVE, uma iteração se inicia com uma recursão *backward*, onde são construídos cortes de Benders que são incorporados à função de custo futuro de cada um dos estágios do horizonte de estudo; e em seguida por uma simulação *forward* da operação do sistema a fim de se obter novos valores para as variáveis de estado níveis de armazenamento no início de cada estágio para os reservatórios equivalentes de energia ou para os reservatórios das usinas hidroelétricas. Portanto, nas metodologias utilizadas em [11] [12], o momento da reamostragem se dava no início da recursão backward.



Reamostragem por Recombinação - Iteração 1 Reamostragem por Recombinação - Iteração k

(a)



Reamostragem Plena - Iteração 1 Reamostragem Plena - Iteração k

(b)

FIGURA 1 – Diagramas esquemáticos da reamostragem por recombinação (a) e plena (b) dos cenários *forward*.

Neste caso, supondo-se a aplicação da reamostragem a cada iteração do algoritmo de PDDE (passo1), a recursão *backward* utiliza as afluências da nova reamostragem como os valores para as variáveis de estado afluências passadas, enquanto que os valores das variáveis de estado armazenamento no início de cada estágio são decorrentes da simulação *forward* prévia que empregou as afluências da amostra de cenários anterior. Este momento de reamostragem será denominado de *backward*. A Figura 2 ilustra o processo quando não se adota reamostragem, quando se aplica reamostragem a cada iteração (passo 1) e a cada três iterações (passo 3).

Na maior parte das aplicações e para ambas as metodologias, este momento de reamostragem produziu os melhores resultados quando se adota o passo 3, apesar de teoricamente, o passo 1 garantir uma maior abrangência da subárvore no final do processo iterativo [11]. Adicionalmente, apesar das simulações com passo 1 apresentarem valores de ZINF para a média de, por exemplo, 10 sementes, superiores à quando não se adota reamostragem, em algumas aplicações e para algumas sementes individualmente, este resultado não foi alcançado. Quando se consideraram passos maiores que 1, os valores de ZINF sempre se mostraram superiores aos quando não se adota reamostragem, tanto para a média das sementes ou individualmente para cada semente.

De posse desses resultados, o CEPEL propôs avaliar outro momento de reamostragem, aqui chamado de *forward*, pois a reamostragem dos cenários *forward* será realizado no início de cada simulação *forward*. A Figura 3 ilustra este processo quando não se adota reamostragem, quando se aplica reamostragem a cada iteração (passo 1) e a cada três iterações (passo 3). O objetivo desta proposta é investigar se os novos valores da variável de estado armazenamento nos aproveitamentos hidroelétricos no início do estágio quando produzidos

com a mesma amostra de cenários de afluências que será utilizada para representar as afluências passadas na recursão backward fornecem resultados ainda melhores quando se aplica a reamostragem e, também, evitam os resultados pouco intuitivos descritos anteriormente.

## 2.2 Resultados da Aplicação das Técnicas e do Momento de Reamostragem de Cenários de Afluências

Os *momentos* de aplicação da reamostragem, no início de uma recursão *backward* ou no início de uma simulação *forward*, foram testados com configurações oficiais do SIN relativas às atividades de planejamento da operação e da expansão, a saber: PMO Setembro 2017, PMO Março 2018, PMO Fevereiro 2019, Leilão A-4 2018, PDE 2026. Devido à limitação de espaço, os resultados apresentados nesta seção referem-se ao PMO Fevereiro 2019 e ao PDE 2026; os resultados das demais aplicações encontram-se detalhadas em [11], **Erro! Fonte de referência não encontrada.**.

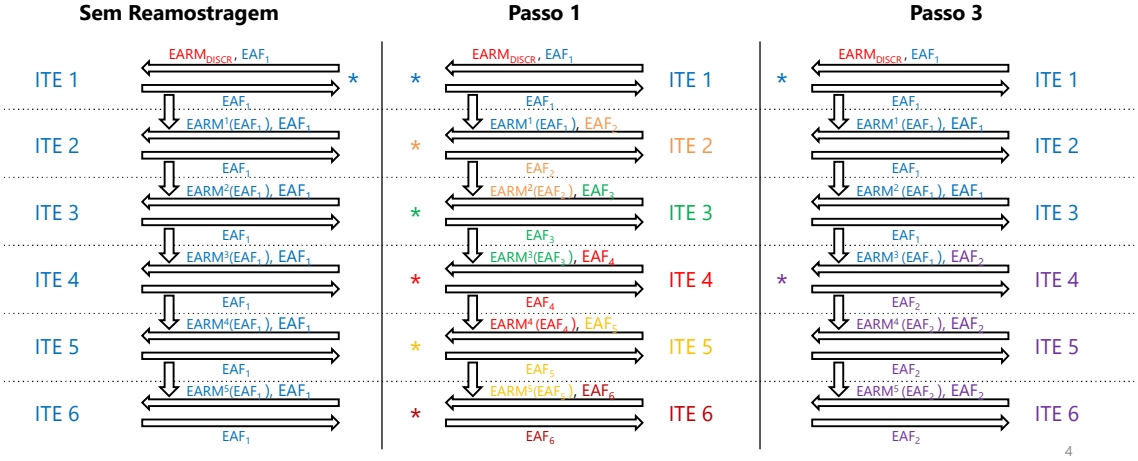



FIGURA 2 – Utilização das amostras de afluências na recursão *backward* e na simulação *forward* Momento de reamostragem *backward*.

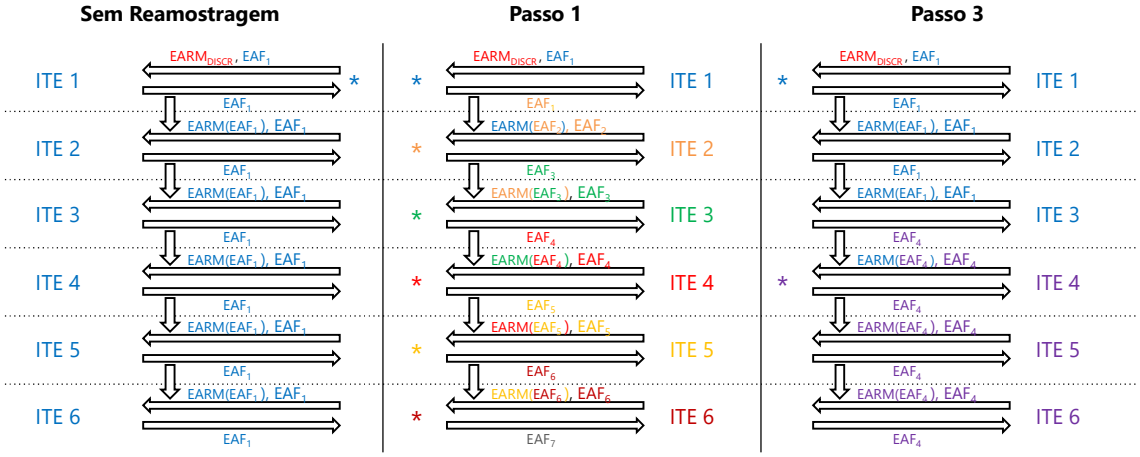



FIGURA 3 – Utilização das amostras de afluências na recursão *backward* e na simulação *forward* Momento de reamostragem *forward*.

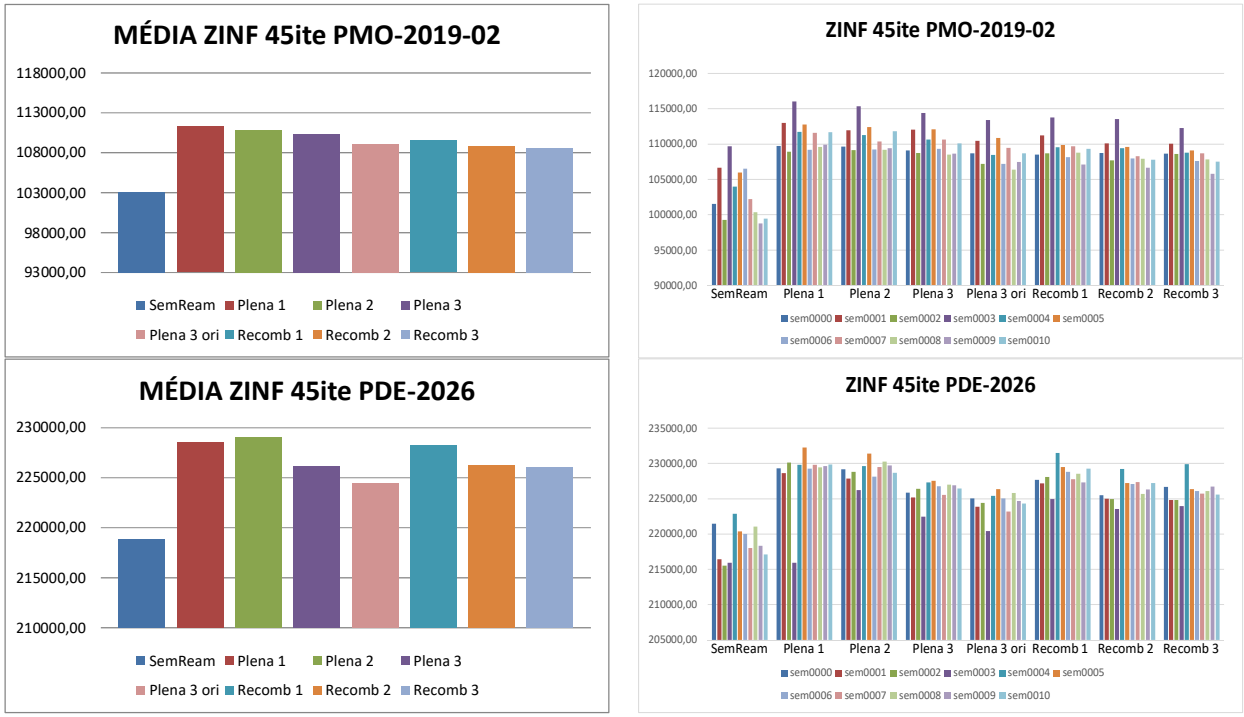
Para propiciar uma análise comparativa, também foram descritos os resultados com a metodologia atualmente empregada, i.e., sem a consideração de reamostragem.

Todos os resultados analisados foram obtidos a partir da simulação da operação do sistema elétrico interligado com 2.000 cenários de afluências sintéticas aos REEs ao longo do período de planejamento, considerando-se a política de operação calculada por PDDE. No algoritmo de PDDE foram considerados 200 cenários para a simulação *forward* e 20 cenários para a recursão *backward*. O mecanismo de aversão a risco adotado foi o CvaR ($\alpha$=50, $\lambda$=40). O representante no processo de agregação da Amostragem Seletiva foi o centroide, que em estudos recentes, mostrou-se promissor para reduzir a variabilidade amostral [14]. O parque hidroelétrico foi representado por 12 REEs nas aplicações de PMO e Leilão e, 11 REEs na aplicação de PDE.

A Figura 4a apresenta a média das estimativas de ZINF, para a 45ª iteração, para 11 sementes iniciais, nos casos sem reamostragem, com reamostragem plena e por recombinação passos 1, 2 e 3 considerando momento

de reamostragem *forward* e com reamostragem plena passo 3 considerando momento de reamostragem *backward*. Todos os casos foram avaliados na 45ª iteração da PDDE. Observa-se que qualquer que seja o momento e o passo da reamostragem adotados, o emprego da reamostragem traz valores de ZINF mais elevados. Adicionalmente, tanto a reamostragem plena quanto a reamostragem por recombinação com momento de reamostragem *forward* apresentam valores superiores de ZINF em relação à reamostragem plena com passo 3 e momento de reamostragem *backward* que foi a que tinha apresentado melhor desempenho quando se empregava o momento *backward*. E comparando as reamostragens plena e por recombinação, ambas com o momento *forward*, observa-se que o desempenho da reamostragem plena é superior. Pode-se, então, concluir para esta aplicação que o momento de reamostragem *forward* traz benefícios para a estimativa de ZINF. Adicionalmente, o passo 1 é também aquele que apresentou ZINF mais elevado considerando-se momento de reamostragem *forward*.

A Figura 4b apresenta as estimativas de ZINF para as 11 sementes iniciais, nos casos sem reamostragem, com reamostragem plena e recombina passos 1, 2 e 3 considerando momento de reamostragem *forward,* e com reamostragem plena passo 3 considerando momento de reamostragem *backward* (Plena 3 ori). Todos os casos foram avaliados na 45ª iteração da PDDE. Observa-se que qualquer que seja a metodologia, o momento e o passo da reamostragem adotados, a adoção da reamostragem traz valores de ZINF mais elevados. Observa-se também que tanto a reamostragem plena quanto a reamostragem por recombinação com momento *forward* apresentam valores superiores de ZINF em relação à reamostragem plena com passo 3 e momento de reamostragem *backward*. Adicionalmente, da análise da Figura 4b, consta-se a redução obtida na variação da estimativa de ZINF para diferentes sementes iniciais. Pode-se, então, confirmar a conclusão anterior que o momento de reamostragem *forward* traz benefícios para a estimativa de ZINF. Adicionalmente, o passo 1 é também aquele que apresentou ZINF mais elevado considerando-se momento de reamostragem *forward*. Ressalta-se ainda que no PMO Fevereiro 2019 sem reamostragem, o maior ZINF entre todas as sementes é ligeiramente superior ao ZINF de três sementes iniciais quando se considera reamostragem plena 1 momento de reamostragem *forward*, enquanto que para a reamostragem plena passo 3 momento de reamostragem *backward,* este número sobe para oito. Já no PDE 2026 sem reamostragem, o maior ZINF entre todas as sementes é superior apenas ao ZINF de uma semente inicial quando se considera reamostragem plena 1 momento de reamostragem *forward* e também reamostragem plena passo 3 momento de reamostragem *backward*.




(a) (b)

FIGURA 4 – Comportamento do ZINF, médio e por semente inicial.

A Figura 5 ilustra a análise de trade-off entre os custos esperados de geração térmica e déficit nos dois casos selecionados. Todas as alternativas de reamostragem apresentam uma boa redução do custo esperado de déficit em relação ao caso sem reamostragem, com acréscimo de geração térmica. Já entre os casos com reamostragem a redução do custo de déficit não é tão grande, mas a alternativa plena passo 1 momento *forward*

apresenta uma boa solução de compromisso.

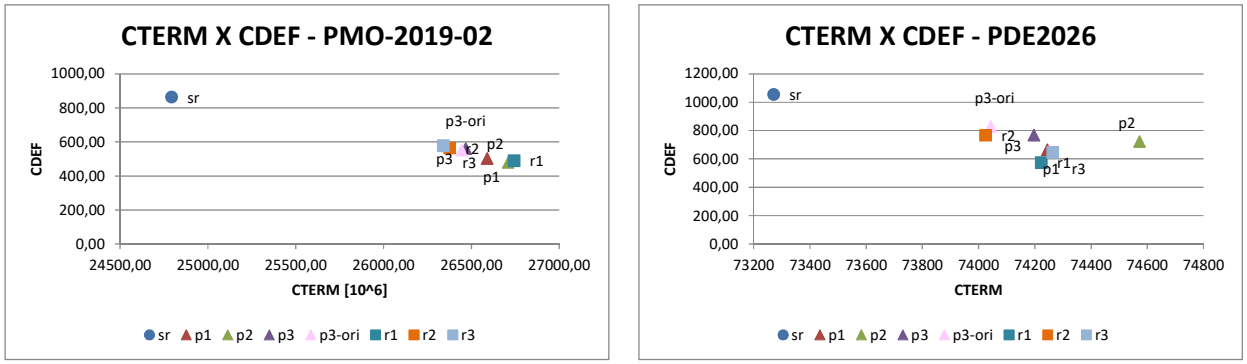
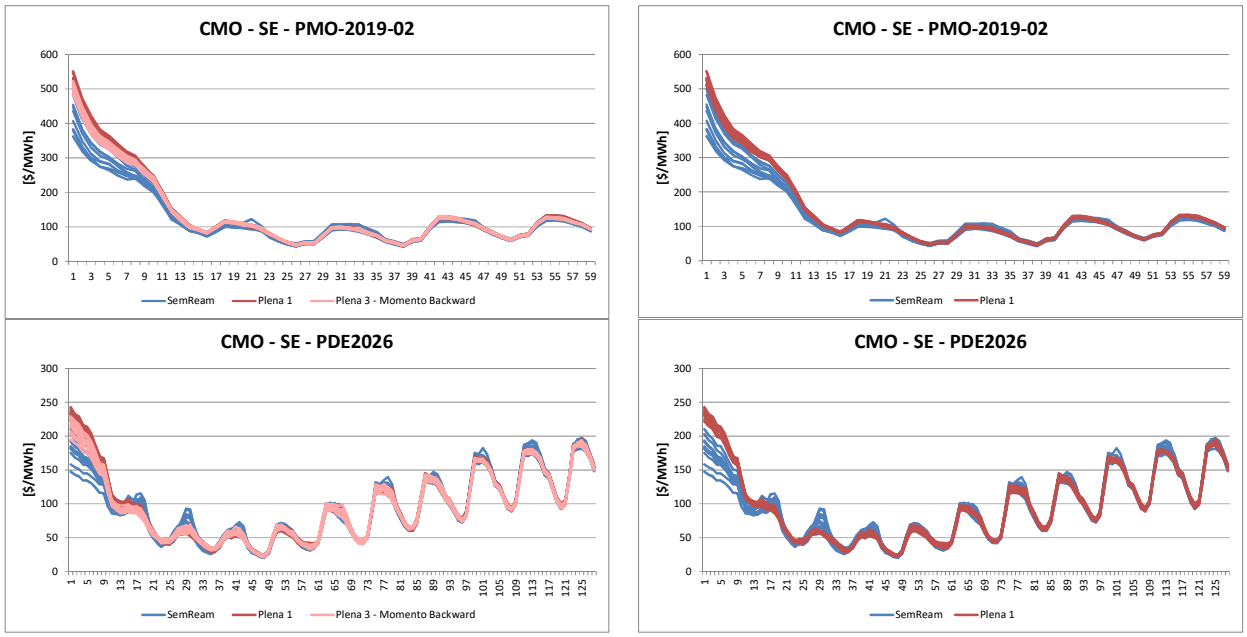



FIGURA 5 – Análise de trade-off entre o custo esperado de geração térmica e o custo esperado de déficit.

A Figura 6 apresenta, para cada uma das 11 sementes iniciais, a evolução do valor esperado do custo marginal de operação (CMO) ao longo do período de planejamento para o PMO Fevereiro 2019 e PDE 2026. Na Figura 6a encontram-se os resultados dos casos sem reamostragem, com reamostragem plena passo 1 momento *forward* e com reamostragem plena passo 3 momento *backward*. É possível observar que os casos com reamostragem reduzem a variabilidade do CMO em comparação com o caso sem reamostragem. Já na Figura 6b estão ilustrados apenas os resultados dos casos sem reamostragem e com reamostragem plena passo 1 momento *forward.* A variabilidade amostral do caso com reamostragem plena passo 1 momento *forward* é a menor delas.




(a) (b)

FIGURA 6 – Comportamento do valor esperado do CMO ao longo do horizonte de planejamento.

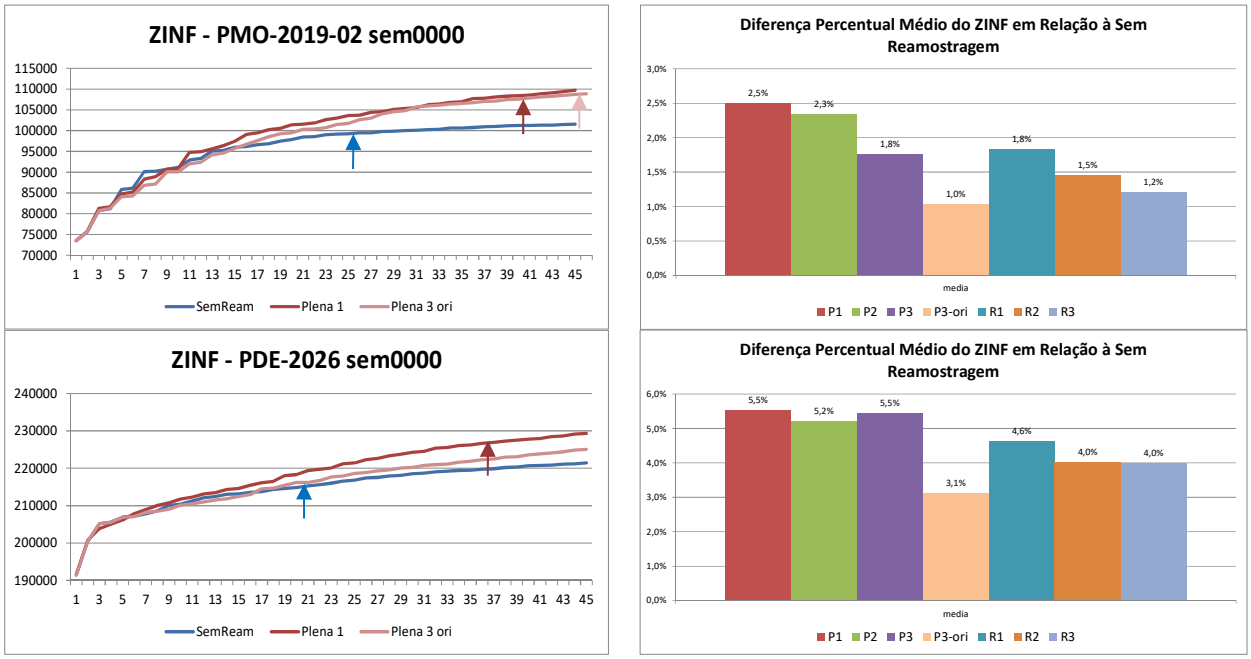
Da análise das Figuras 4 a 6 pode-se observar que os dois objetivos propostos com a utilização da reamostragem foram alcançados: (i) melhoria na representação da árvore de cenários, devido ao aumento do número de cenários da árvore amostrada para a simulação *forward,* possibilitando uma melhor aproximação do limite inferior do limite inferior do valor esperado do custo de operação (ZINF) em direção ao valor ótimo teórico do problema; e (ii) redução da variabilidade amostral, tanto para o ZINF quanto para o valor esperado dos CMOs. Adicionalmente, os resultados mostraram que o método de reamostragem plena passo 1 momento *forward* é o que produz a menor variabilidade amostral e as melhores estimativas em direção ao valor ótimo teórico do problema, apresentando ainda uma boa solução de compromisso na análise de trade-off entre os custos esperados de geração térmica e déficit.

## 3.0 - AVALIAÇÃO DO GANHO DE QUALIDADE DA FCF E SUA CONSEQUÊNCIA NO CRITÉRIO DE PARADA QUANDO SE UTILIZAM TÉCNICAS DE REAMOSTRAGEM DE CENÁRIOS DE AFLUÊNCIAS

O objetivo desta seção é avaliar o ganho de qualidade na política de operação, descrita pelo conjunto de funções de custo futuro em cada um dos estágios, as quais podem ser construídas com a aplicação da reamostragem no

algoritmo de PDDE. A análise dos benefícios obtidos pode subsidiar a ratificação ou o ajuste do critério atualmente empregado para finalizar o algoritmo de PDDE. O critério de convergência (ou critério de parada) atualmente adotado nas aplicações oficiais é a permanência de ΔZINF (diferença entre o ZINF de uma iteração e o ZINF da iteração anterior) abaixo de 0,2% por 3 iterações consecutivas do algoritmo de PDDE.

A Figura 7a ilustra a evolução da estimativa do limite inferior para o valor esperado do custo total de operação (ZINF) ao longo das iterações do algoritmo de PDDE, sem reamostragem e com a adoção da reamostragem plena passo 3 momento de reamostragem *backward* (Plena 3 ori) e plena passo 1 momento *forward*. Observa-se um crescimento diferenciado do valor de ZINF a partir da 12ª iteração para os casos com reamostragem quando comparado ao caso sem adoção de reamostragem, tanto para o PMO Fevereiro 2019 quanto para o PDE 2026. Este crescimento decorre de uma avaliação mais abrangente, pela simulação *forward*, da árvore de cenários de afluências aos REEs no algoritmo de PDDE, proporcionada pela reamostragem. A Tabela 1 apresenta a iteração de convergência do algoritmo de PDDE de cada um dos casos analisados, iterações essas que também estão assinaladas na Figura 7a através de setas. Na iteração de convergência do caso sem reamostragem, comparando o valor de ZINF obtido com os casos com reamostragem, momento *forward* e *backward*, com aquele obtido do caso sem reamostragem, observa-se ganhos substanciais na estimativa de ZINF. Já comparando as estimativas de ZINF obtidas com o critério de parada atual, aplicada aos casos com reamostragem, esses ganhos são ainda mais substanciais. Outra constatação é que, quando não se considera reamostragem, o acréscimo no valor de ZINF a partir da iteração de convergência é muito pequeno. Isso já não acontece quando se considera reamostragem dos cenários *forward;* pois ainda é possível obter ganhos nas estimativas de ZINF mesmo deixando-se a convergência ir além do critério de parada atual. Em contrapartida, o acréscimo no tempo computacional dessas iterações adicionais pode ser bastante significativo. A Figura 7b apresenta a diferença percentual da média dos ZINFs ao longo das 11 sementes iniciais entre as iterações de convergência do caso sem reamostragem e de todas as alternativas de amostragem analisadas, adotando o critério atual. Os ganhos obtidos podem chegar a 2,5% para o PMO Fevereiro 2019 e 5,5% para o PDE. Dessas análises, verifica-se que o critério atualmente adotado apresenta-se como uma alternativa promissora.




(a) (b)

FIGURA 7 – Evolução do ZINF ao longo das iterações (a) e ΔZINF (%) em relação ao caso sem reamostragem (b).

TABELA 1 – Iteração de convergência do algoritmo de PDDE.

| | Sem Reamostragem | Plena passo 3 momento *backward* | Plena passo 1 momento *forward* |
|---|---|---|---|
| **PMO Fevereiro 2019** | 26 | 46 | 41 |
| **PDE 2026** | 21 | 37 | 37 |

Os ganhos expressivos em relação à qualidade da função de custo futuro também podem ser comprovados por meio da Figura 8. Ela apresenta os valores do custo total de operação obtidos pela discretização da FCF em uma grade de 1.000 pontos, compostos por 5 níveis de armazenamento (vide Tabela 2) e 200 valores de energias afluentes passadas, nos 12 REEs considerados, nas situações sem e com adoção da reamostragem plena passo

1 momento de reamostragem *forward*. O conjunto de pontos em azul utilizou a FCF resultante da primeira iteração do algoritmo da PDDE e, em vermelho, da 45ª iteração. O primeiro bloco de valores da Figura 8 estão associados aos níveis de armazenamento mais baixos (nível 5 da Tabela 2), acarretando em custos de operação mais elevados; por sua vez, o último bloco de valores estão associados aos níveis de armazenamento mais altos (nível 1 da Tabela 2). Os pontos da primeira iteração são idênticos nos casos sem e com reamostragem, já que os cenários de energias afluentes são os mesmos. Quando se compara os pontos resultantes da FCF da 45ª iteração percebe-se que:

i. os valores da função de custo futuro obtidos com reamostragem plena passo 1 momento de reamostragem *forward* são mais altos do que aqueles obtidos sem reamostragem, devido a uma avaliação mais abrangente, pela simulação *forward*, da árvore de cenários de afluências aos REEs no algoritmo de PDDE proporcionada pela reamostragem;
ii. os blocos de valores com custos de operação mais elevados apresentam maior dispersão, quando comparados aos blocos com custos de operação mais baixos. Isto se deve à necessidade de despachos térmicos específicos por cenário hidrológico quando os níveis de armazenamento estão mais baixos. Níveis de armazenamento mais altos apresentam despacho térmico reduzido. Esta observação vale tanto para o caso sem adoção de reamostragem como para o caso que a considera;
iii. quando se compara os blocos de pontos associados ao nível 1 de armazenamento, sem e com adoção de reamostragem, a dispersão é ligeiramente maior no caso com reamostragem. Esta dispersão aumenta para níveis de armazenamento mais baixos (nível 5). Isto indica que a adoção da reamostragem plena construiu cortes de Benders mais aderentes às necessidades de atendimento à demanda quando os níveis de armazenamento estão mais baixos;
iv. os valores obtidos na 45ª iteração quando comparados à 1ª iteração são significativamente diferentes, indicando que a FCF recebeu novos cortes de Benders, que promoveram ganhos operativos. Isto é mais significativo quando se considera a adoção de reamostragem.

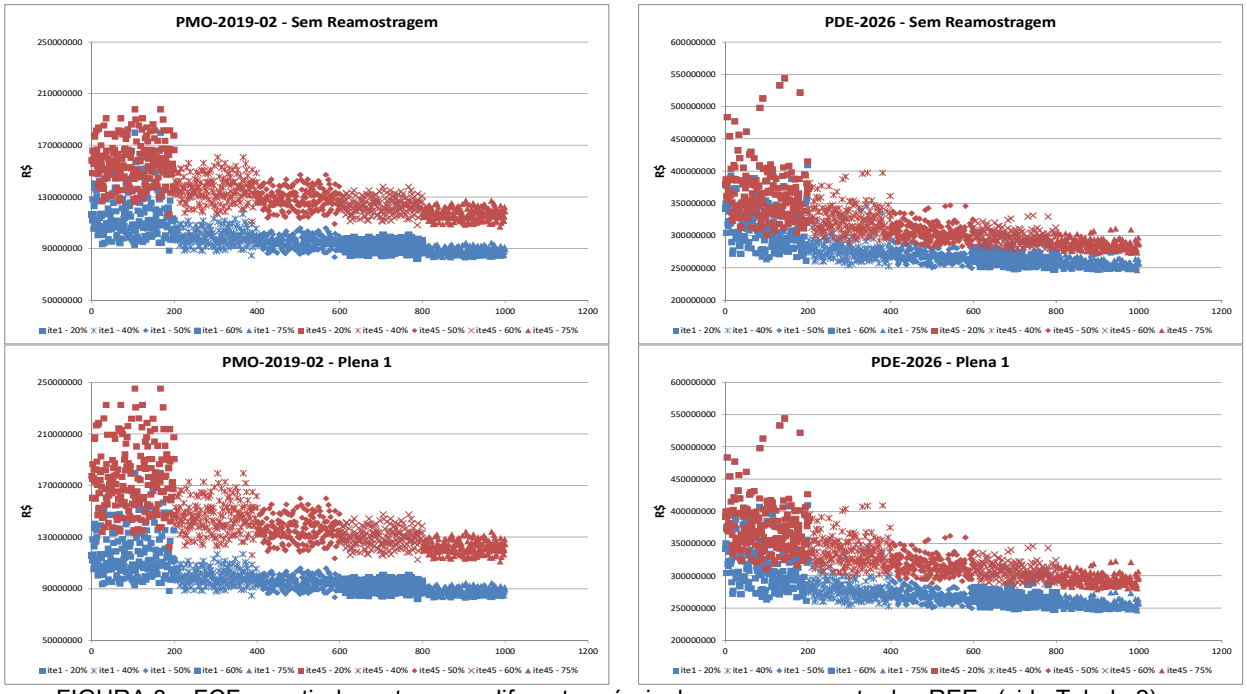


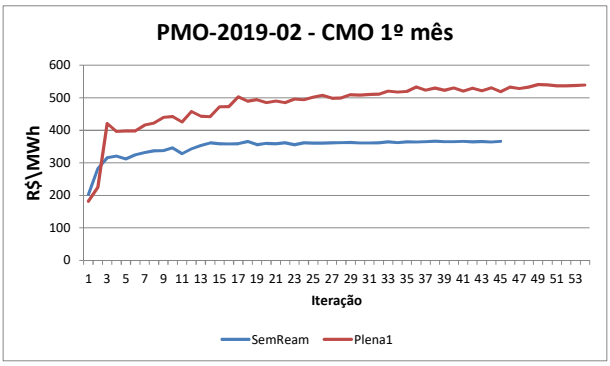

FIGURA 8 – FCF a partir de cortes para diferentes níveis de armazenamento dos REEs (vide Tabela 2).

TABELA 2 – Níveis de armazenamento considerados para consulta à função de custo futuro.

| Nível de Armazenamento | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|---|
| Nordeste | 70% | 50% | 40% | 20% | 10% |
| demais REEs | 75% | 60% | 50% | 40% | 20% |

Outro ponto importante na análise do critério de parada do algoritmo de PDDE é a estabilização do CMO. A Figura 9 apresenta o CMO médio do primeiro mês do estudo para cada uma das iterações do algoritmo de PDDE, porém obtido com a simulação de 2.000 cenários sintéticos de afluências aos REEs. Pode-se observar que, ao longo das iterações, o valor esperado do CMO do primeiro mês do caso com adoção de reamostragem plena passo 1 momento de reamostragem *forward* se manteve mais alto do que o caso sem adoção de

reamostragem; consequência esperada devido ao ganho de qualidade da FCF proporcionado pelo fato do processo de reamostragem percorrer uma quantidade maior de cenários *forward*. Ressalta-se aqui que, na iteração de parada do processo de convergência, o valor esperado do CMO do primeiro mês do caso com reamostragem plena passo 1 já se encontrava estável.



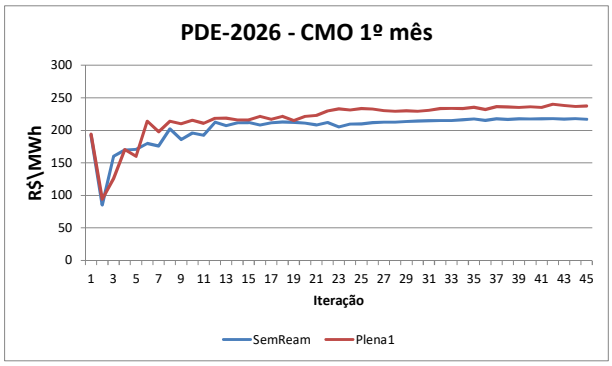




FIGURA 9 – Valor esperado do CMO em cada iteração do algoritmo de PDDE.

Em resumo, as análises efetuadas apontam que o critério de parada do algoritmo de PDDE atualmente adotado no modelo NEWAVE continua adequado quando se utiliza as técnicas de reamostragem de cenários *forward* descritas neste trabalho.

## 4.0 - CONCLUSÃO

Este trabalho descreveu os aprimoramentos recentes na melhoria da representação da árvore de cenários de afluências no algoritmo de PDDE do modelo NEWAVE, por meio da utilização de técnicas de reamostragem de cenários *forward* considerando dois instantes de reamostragem: após a recursão *backward* ou após a simulação *forward;* e também analisou o impacto de tais técnicas no critério de parada atualmente empregado. Para tanto Para tanto, foram utlizadas configurações oficiais relativas às atividades de planejamento da expansão e operação do SIN.

Os resultados apontaram para as seguintes conclusões [11], **Erro! Fonte de referência não encontrada.**: (i) ganhos relevantes na qualidade da função de custo futuro, quando se utilizam técnicas de reamostragem, devido ao aumento do número de cenários da árvore amostrada para a simulação *forward,* possibilitando uma melhor aproximação do limite inferior do valor esperado do custo de operação (ZINF) em direção ao valor ótimo teórico do problema; (ii) redução da variabilidade amostral, tanto para o ZINF quanto para o valor esperado dos custos marginais de operação; (iii) o método de reamostragem plena passo 1 momento *forward* é o que produz a menor variabilidade amostral e as melhores estimativas em direção ao valor ótimo teórico do problema, apresentando ainda uma boa solução de compromisso na análise de trade-off entre os custos esperados de geração térmica e déficit; e (iv) o critério de parada do algoritmo de PDDE atualmente adotado no modelo NEWAVE continua adequado quando se utiliza as técnicas de reamostragem de cenários *forward* descritas neste trabalho.

## 5.0 - AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem as contribuições recebidas das demais Instituições participantes da CPAMP – MME, ANEEL, EPE, ONS e CCEE; assim como dos agentes setoriais, em especial, os participantes da FT de validação do modelo NEWAVE. Os autores ainda agradecem ao estagiário de Engenharia Elétrica Robério Barboza (UERJ).

## 6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] M.E.P. Maceira, V.S. Duarte, D.D.J. Penna, L.A.M. Moraes, A.C.G. Melo, “Ten years of application of stochastic dual dynamic Programming in official and agent studies in Brazil – Description of the NEWAVE program”, 16th PSCC – Power Systems Computation Conference, Glasgow, Scotland, 2008.

[2] M.E.P. Maceira, D.D.J. Penna, A.L. Diniz, R.J. Pinto, A.C.G. Melo, C.V. Vasconcellos, C.B. Cruz, “Twenty years of application of stochastic dual dynamic Programming in official and agent studies in Brazil – Main features and improvements on the NEWAVE model”, 20th PSCC – Power Systems Computation Conference, Ireland, 2018.

[3] A. L. Diniz, F. S. Costa, M. E. P. Maceira, T. N. Santos, L. C. Brandão, R. N. Cabral, " Short/Mid-Term Hydrothermal Dispatch and Spot Pricing for Large-Scale Systems - the Case of Brazil", 20th Power Systems Computation Conference, Dublin, Ireland, June 2018.

[4] M.V.F. Pereira, L.M.V.G. Pinto, “Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning”, Mathematical Programming, v. 52, n.1-3, pp. 359-375, Maio 1991.

[5] M.E.P. Maceira, “Programação Dinâmica Dual Estocástica Aplicada ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos com Representação do Processo Estocástico de Afluências por Modelos Auto-Regressivos Periódicos”, Relatório Técnico Cepel 237/93, Junho 1993.

[6] A.B.Philpott, Z. Guan, “On the convergence of stochastic dual dynamic programming and related methods”, Operations Research Letters, v.36, n.4, pp 450-455, 2008.

[7] D.D.J. Penna, “Definição da árvore de cenários de afluências para o planejamento da operação energética de médio prazo”, Tese de Doutorado, DEE, PUC-Rio, 2009.

[8] M.P.Soares, J.P.Costa,“On SDDP algorithm implementation-forward re-sampling, Technical Report ONS, 2010.

[9] D.D.J. Penna, M.E.P. Maceira, J.M. Damázio, “Selective sampling applied to long-term hydrothermal generation planning”, 17th PSCC - Power Systems Computation Conferfence, Stockholm, Sweden, Ago. 2011.

[10] D.D.J. Penna, M.E.P. Maceira, J.M. Damázio, A.L. Diniz, “Aplicação de Reamostragem de Cenários Hidrológicos na Definição da Estratégia de Operação Energética de Médio Prazo”, XII SEPOPE – Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, 2012.

[11] M.E.P. Maceira, D.D.J. Penna, C.B. Cruz , A.L. Diniz, A.C.G. Melo, F. Treistman, “Técnicas de Reamostragem de Cenários Hidrológicos para a simulação forward da PDDE na Definição da Estratégia de Operação Energética de Longo/Médio Prazos”, Relatório Técnico Cepel 6606/2018, Junho 2018.

[12] D.D.J. Penna, M.E.P. Maceira, A.L. Diniz, A.C.G. Melo, C.B. Cruz, “Avanços na Reamostragem de Cenários Hidrológicos Aplicada ao Planejamento da Operação Energética de Médio Prazo”, XIV SEPOPE, Recife –PE, 2018.

[13] M.E.P. Maceira, C.B. Cruz, A.C.G. Melo, D.D.J. Penna, A.L. Diniz, F. Treistman, “Definição do Momento de Aplicação da Técnica de Reamostragem de Cenários *Forward* no Algoritmo de Programação Dinâmica Dual Estocástica e a Avaliação da Qualidade da Função de Custo Futuro”, Relatório Técnico Cepel 3202/2019, Maio 2019.

[14] D.D.J. Penna, F. Treistman, M.E.P. Maceira, “Avaliação de alternativas para escolha do representante no processo de agregação da Amostagem Seletiva”, Relatório Técnico Cepel 13612/2018, Dezembro 2018.

7.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

**Maria Elvira Piñeiro Maceira** é graduada em Engenharia Civil pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (1983), possui mestrado (1989) e doutorado (1994) em Engenharia Civil pela COPPE/UFRJ. Desde 1985 é pesquisadora do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL, atuando no desenvolvimento de metodologias e modelos computacionais nas áreas de planejamento da expansão e operação de sistemas hidrotérmicos, otimização estocástica, hidrologia estocástica, desenvolvimento sustentável de hidroeletricidade, confiabilidade e análise de riscos. De Dezembro de 1999 a Janeiro de 2017, exerceu a chefia da área de otimização energética do CEPEL, através do Programa de Pesquisa Energética e do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente. Também é Professora Adjunta da Universidade Estadual do Rio de Janeiro, membro do Cigré e membro titular da Academia Nacional de Engenharia.

**Cristiane Barbosa da Cruz Oliveira** possui graduação em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ (2005) e mestrado na linha de Algoritmos e Combinatória em Engenharia de Sistemas e Computação pela COPPE-UFRJ (2009). Neste período, foi bolsista do CNPq, FAPERJ e do NCE/UFRJ. Iniciou em 2018 seu doutorado na linha de Otimização pela mesma instituição. Cristiane é pesquisadora do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica - CEPEL desde 2006, atuando nos últimos anos no desenvolvimento do modelo NEWAVE.

**Albert C Geber de Melo** é graduado pela UFPE (1983), mestre (1986) e doutor (1990) pela PUC-Rio, em Engenharia Elétrica. Pesquisador do CEPEL, onde atua desde 1985 na coordenação e no desenvolvimento de projetos nas áreas de confiabilidade; planejamento da expansão e da operação, incluindo novas renováveis; alocação eficiente de custos; tarifação; análise de riscos; análise de investimentos; análise de agrupamentos; comercialização; desenvolvimento sustentável; mudanças climáticas; política tecnológica; e política energética. Exerceu vários cargos gerenciais no CEPEL, incluindo Diretor de P&D (Jan 2005 – Jul 2008) e Diretor-Geral (Ago 2008 – Jan 2017). Representou o Brasil em diversos fóruns internacionais, como na Agência Internacional de Energia – IEA, incluindo o Renewable Energy Working Party (REWP) e o Committee on Energy Research Technology (CERT), e foi Coordenador Técnico do Programa de Trabalho entre o Brasil e a IEA de 2011 a 2016. Participou ainda dos Grupos de Trabalho de Reforma do Setor Elétrico que resultou nos novos marcos regulatórios de 1997 e 2004. É Professor Adjunto da UERJ, Distinguished Member do CIGRÉ, Senior Member do IEEE e membro titular da Academia Nacional de Engenharia.

**Débora Dias Jardim Penna** possui graduação em Engenharia Elétrica (1997) pela UFJF, mestrado (2002) e doutorado (2009) em Engenharia Elétrica pela COPPE/UFRJ e PUC-Rio, respectivamente. Desde 1998 é pesquisadora do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, CEPEL, onde tem participado do desenvolvimento de modelos e sistemas computacionais para planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos interligados e geração de cenários sintéticos multivariados de vazões e energias.

**André Luiz Diniz** possui graduação em Engenharia Civil (1997), mestrado em Engenharia de Transportes (2000) e doutorado em Otimização em Engenharia de Sistemas (2007), todos pela UFRJ/COPPE. Em 2014 realizou um pós-doutorado no Weierstrass Institute for Applied Analysis and Stochastics, em Berlim. Desde 1998 é pesquisador no CEPEL - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, onde é o atual chefe do departamento de otimização energética e meio ambiente (DEA), e desde 2003 é professor adjunto no departamento de estatística da UERJ. Tem grande experiência na área de programação matemática e otimização, especialmente aplicada em problemas de planejamento e operação de Sistemas de Energia Elétrica.

**Felipe Treistman** é graduado em Engenharia Ambiental pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) em 2015 e mestre em Engenharia Civil pela COPPE/UFRJ em 2018. Atualmente é pesquisador contratado do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL), onde integra as equipe dos projetos GEVAZP e MUDCLIMA. Possui experiência nas áreas de Recursos Hídricos e Energia, atuando principalmente nos seguintes temas: hidrologia estocástica e planejamento da operação energética.