

Relatório Técnico

Nº/Ano: 6606/2018	Nº de Páginas: 52	Nº de Anexos: 01
--------------------------	--------------------------	-------------------------

Título: Técnicas de Reamostragem de Cenários Hidrológicos para a simulação <i>forward</i> da PDDE na Definição da Estratégia de Operação Energética de Longo/Médio Prazo

Departamento: Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente - DEA
--

Área de Responsabilidade: B200	Contas de Apropriação: 1345/1798
---------------------------------------	---

Cliente: Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico - CPAMP
--


Resumo: Este relatório apresenta os aspectos metodológicos relativos às técnicas de reamostragem de cenários hidrológicos e os recentes aprimoramentos que viabilizaram a sua implementação no modelo NEWAVE. Duas abordagens metodológicas são investigadas – a <i>reamostragem por recombinação</i> , e a <i>reamostragem plena</i> , para as quais são analisados vários aspectos relacionados ao desempenho do processo de reamostragem, tais como o passo da reamostragem e seus impactos na melhoria da função de custo futuro e na redução da variabilidade amostral e/ou maior estabilidade dos resultados. Para isso são estudados os comportamentos de variáveis-chaves de saída do modelo NEWAVE. Por fim, são discutidas alternativas para avaliação da convergência do processo iterativo da PDDE quando se considera essas técnicas de reamostragem. O desempenho destes aprimoramentos também é analisado neste relatório, considerando configurações oficiais de planejamento da expansão e operação

Autores: Maria Elvira Piñeiro Maceira - CEPEL Débora Dias Jardim Penna - CEPEL Cristiane Barbosa da Cruz - CEPEL André Luiz Diniz - CEPEL Albert Cordeiro Geber de Melo - CEPEL Felipe Treistman - PUC-Rio

Palavras-Chave: Programação Dinâmica Dual Estocástica, Reamostragem de Cenários, Planejamento da Operação de Longo/Médio Prazo
Classificação: CONTROLADO

Gerentes dos Projetos Nome: Maria Elvira Piñeiro Maceira Tel.: 21-2598-6454 E-mail: elvira@cepel.br Nome: Débora Dias Jardim Penna Tel.: 21-2598-6450 Email: debora@cepel.br

Chefe do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente Nome: André Luiz Diniz Souto Lima Tel.: 21-2598-6046 E-mail: diniz@cepel.br

Aprovação  Raul Balbi Sollero Diretor de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação 28/04/2018

CEPEL

Centro de Pesquisas de Energia Elétrica

PROJETO NEWAVE

Relatório Técnico

**Técnicas de Reamostragem de Cenários Hidrológicos
para a simulação *forward* da PDDE na Definição da Estratégia de
Operação Energética de Longo/Médio Prazos**

Junho/2018

ÍNDICE

1	Introdução	3
2	Definição da Árvore de Cenários de Afluências	6
3	Reamostragem de Cenários de Afluências	9
3.1	Método de <i>reamostragem por recombinação</i>	11
3.2	Método de <i>reamostragem plena</i>	12
3.3	Passo da reamostragem.....	13
3.4	Formas para estimar ZINF e ZSUP	14
3.4.1	Forward avaliativa	15
3.4.2	Nó zero.....	15
3.4.3	Cenários fixos para o primeiro estágio.....	16
3.5	Análise do Desempenho do Processo de Reamostragem.....	16
4	Resultados.....	17
4.1	Análise da Redução da Variabilidade dos Resultados para Diferentes Sementes Iniciais.....	18
4.2	Análise de Trade-Off entre Variáveis Seleccionadas	26
4.3	Aumento do número de cenários da recursão <i>backward</i>	28
4.4	Análise da Função de Custo Futuro e Critério de Parada	32
5	Conclusões	42
6	Referências.....	43
7	Anexo – Resultados para os Casos PMO Mar 2014, PMO Out 2012, Leilão A-4 2018 e PDE 2026	45

1 Introdução

O principal objetivo do planejamento da operação energética de um sistema hidrotérmico interligado é construir uma política de operação do sistema, com a qual é possível determinar metas de geração para as usinas hidrelétricas e termelétricas e de intercâmbio de energia entre os subsistemas para cada estágio ao longo do horizonte de estudo, atendendo à demanda de energia, às restrições operativas das usinas, às restrições elétricas do sistema e levando-se em conta a segurança energética. Atualmente, o problema de planejamento da operação energética do sistema interligado nacional de longo/médio prazo é representado por um problema de programação estocástica linear multiestágio e o método aplicado para encontrar a solução ótima é a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) [1], [2], onde as variáveis de estado em cada estágio são os níveis de armazenamento nas usinas hidroelétricas e as afluências passadas às mesmas¹. A incerteza hidrológica é representada explicitamente através de cenários de afluências construídos sinteticamente empregando-se um modelo autorregressivo periódico [3] e um processo de amostragem seletiva [4].

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 cerca de 10^{78} cenários, o que torna a resolução do problema inviável computacionalmente. Além disso, o objetivo do planejamento da operação não é apenas resolver esse problema de árvore completa em si, mas também construir uma função de custo futuro a partir da qual pode-se simular qualquer cenário hidrológico e fornecer uma condição de contorno para a otimização do sistema em horizontes mais curtos, com uma discretização temporal mais detalhada. Desta forma, no algoritmo adotado para resolvê-lo, 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 compõem a função de custo futuro 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. Tradicionalmente, o critério de parada do processo iterativo, 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) [1], [2]. O critério de parada também pode basear-

¹ Quando se considera usinas GNL, o montante de despacho antecipado também é uma variável de estado.

se em critérios não estatísticos, tais como a estabilidade do ZINF [6], [7] que se torna mais importante quando se adota o critério de aversão a risco CVaR, devido à dificuldade de avaliação do ZSUP neste caso.

Com o objetivo de aumentar o número de cenários da subárvore amostrada para a simulação *forward* sem comprometer o tempo computacional para resolver o problema e, assim, possibilitar um aprimoramento da função de custo futuro e, conseqüentemente, obter uma melhor aproximação de ZINF em direção ao valor ótimo teórico do problema, podem ser empregadas técnicas de reamostragem de cenários durante o cálculo da estratégia ótima de operação. 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 [4], [5], [6], [8], [9]. Por sua vez, 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].

Além do aprimoramento na função de custo futuro, a adoção de técnicas de reamostragem traz consigo o benefício adicional de redução da variabilidade amostral frente a utilização de diferentes sementes iniciais para obtenção de uma sequência de números pseudo-aleatórios. 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.

Neste relatório são apresentados os aspectos metodológicos relativos às técnicas de reamostragem de cenários hidrológicos e os recentes aprimoramentos que viabilizaram a sua implementação no modelo NEWAVE [11], [12]. Duas abordagens metodológicas são investigadas – a *reamostragem por recombinação* [5], [6], [8], e a *reamostragem plena* [9], para as quais são analisados vários aspectos relacionados ao desempenho do processo de reamostragem, tais como o passo da reamostragem (i.e., de quantas em quantas iterações é aplicada a reamostragem) e seus impactos na melhoria da função de custo futuro e na redução da variabilidade amostral e/ou maior estabilidade dos resultados. Para isso são estudados os comportamentos de variáveis-chaves de saída do modelo NEWAVE, e.g., custos totais de operação, custos marginais de operação, geração térmica e o *trade-off* entre economicidade e segurança do sistema, descrito pelas variáveis valores esperados da energia não suprida e custo de geração térmica, incluindo os seus valores esperados, dispersões, evoluções temporais e estabilidade. Por fim, são discutidas alternativas para avaliação da convergência do processo iterativo da PDDE quando se considera essas técnicas de reamostragem.

O desempenho destes aprimoramentos também é analisado neste relatório, considerando configurações oficiais de planejamento da expansão e operação, em especial o Programa Mensal de Operação de Setembro de 2017.

2 Definição da Árvore de Cenários de Afluências

Os primeiros métodos de decomposição desenvolvidos para resolver problemas de programação linear estocástica percorriam a árvore de cenários em sua totalidade, como o método L-shaped [13], elaborado para resolver problemas lineares de 2 estágios, e o método de decomposição aninhada, proposto por Birge [14] para problemas multiestágio. Entretanto, para problemas onde a árvore de cenários apresenta uma cardinalidade elevada, percorrer a árvore em sua totalidade é impossível do ponto de vista computacional. Para contornar este problema foram desenvolvidos métodos que utilizam técnicas de amostragem para selecionar uma subárvore de cenários com tamanho reduzido. O primeiro método a aplicar tais técnicas no contexto de decomposição de Benders multiestágio foi a PDDE, seguidas de outras variantes como “decomposição estocástica” [15], “decomposição aninhada reduzida” [16], “amostragem reduzida” [17] e “algoritmo de planos cortantes e amostragem parcial” [18].

Para a resolução do problema, na prática a distribuição de probabilidades da variável aleatória contínua multivariada deve ser aproximada por uma distribuição discreta. Desta forma, o conjunto de possíveis cenários para o problema estocástico é representado por uma árvore de cenários. O termo “árvore completa” é utilizado para denotar a árvore total obtida após a discretização da variável aleatória. Portanto, essa árvore completa terá tamanho $nleq^T$, onde $nleq$ é o número de aberturas por período e T é o total de períodos². Do ponto de vista matemático, é o problema de árvore completa que se está resolvendo na prática, embora tendo sempre a preocupação de que este represente suficientemente bem o problema real contínuo.

A árvore completa é representada na Figura 2.1a, onde cada caminho na árvore é chamado de cenário de afluência ou cenário hidrológico, e cada nó representa uma possível realização da variável aleatória para o estágio correspondente. Essas realizações seguem um processo estocástico com propriedades estatísticas inferidas do histórico de afluências e que devem ser preservadas na construção da árvore, ou de suas aproximações, tais como média, desvio padrão e correlação temporal e espacial. Nas Figuras 2.1b e 2.1c são apresentados diagramas esquemáticos das subárvores utilizadas durante a simulação *forward* e a recursão *backward*, respectivamente, no método PDDE.

² Como será explicado posteriormente, o modelo NEWAVE também considera vários cenários para o primeiro mês.

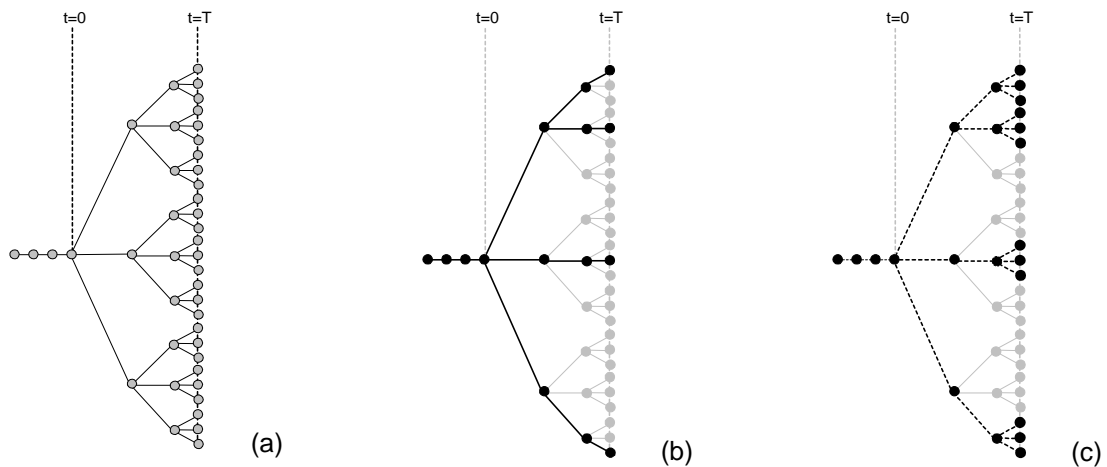


Figura 2.1: (a) árvore completa (b) subárvore *forward* (c) subárvore *backward*

Na prática, quando se trabalha com múltiplos estágios e se deseja uma boa representação do problema real, a otimização considerando a representação do problema contínuo por uma árvore completa torna-se intratável computacionalmente. Portanto, como mencionado anteriormente, para a solução deste problema deve-se procurar aplicar técnicas que contornem a questão da dimensionalidade da árvore de cenários, evitando-se percorrê-la em sua totalidade.

Atualmente, a amostra de ruídos aleatórios utilizada pelo modelo PAR(p) é obtida através do método de Amostragem Seletiva – AS [4] a partir de uma distribuição multivariada lognormal, onde cada componente da variável aleatória representa o ruído de um reservatório equivalente de energia considerado na configuração. O método AS consiste em aplicar técnicas de agregação para gerar as amostras de ruídos aleatórios multivariados com o intuito de aumentar a representatividade da amostra. Verifica-se que esse método propicia maior robustez aos resultados obtidos pela PDDE com relação a variações no número de cenários hidrológicos da recursão *backward*, em relação a uma amostragem aleatória simples Monte Carlo³. Técnicas alternativas de amostragem, como o Hipercubo Latino (HCL) e Quasi-Monte Carlo (QMC), também têm sido empregadas [19], [20], porém sem considerar a correlação temporal. Nestes trabalhos houve uma redução na variabilidade dos estimadores quando comparados com a amostragem aleatória simples.

Não obstante aos ganhos já obtidos com o aprimoramento da representação do sistema por meio do aumento do número de reservatórios equivalentes de energia (REE), torna-se relevante a busca pela melhoria da representação da árvore de cenários. No processo de simulação realizado tradicionalmente (sem reamostragem), a melhoria da representatividade da subárvore *forward* pode

³ Embora a simulação Monte-Carlo, em princípio, permita uma maior diversidade na geração de cenários, a variabilidade de seus resultados é muito maior. Assim, para que se obtivessem resultados sólidos, seu emprego envolveria a aplicação da técnica de *sample average approximation*, que envolve a resolução do problema diversas vezes, com árvores *backward* diferentes, o que se torna inviável na prática.

ser feita aumentando-se o número de cenários por iteração (*nsim*). Apesar de este procedimento permitir explorar mais estados de energia natural afluyente em cada iteração, não renova esses estados ao longo das iterações. Além disso, é acompanhada de um aumento considerável do tempo computacional por iteração. Por outro lado, ao se aplicar técnicas de reamostragem de cenários durante o processo iterativo da PDDE, novos estados de afluências são visitados a cada iteração sem acréscimo do custo computacional. Assim, o estado da arte atual em relação à PDDE recomenda que técnicas de reamostragem de cenários *forward* sejam aplicadas, tanto para a melhoria da qualidade da função de custo futuro, medida pela estimativa do limite inferior do custo total esperado de operação em todo o horizonte de estudo (ZINF), quanto na redução da variabilidade amostral.

3 Reamostragem de Cenários de Afluências

O processo de reamostragem de cenários de afluências consiste em empregar diferentes subárvores, estatisticamente indistinguíveis, em cada simulação *forward*, ao longo do processo iterativo da PDDE de maneira a permitir que uma parcela ainda mais representativa da árvore completa de cenários seja visitada [4], [5], [6], [8], [9]. Outros trabalhos também utilizam a técnica de reamostragem a cada iteração da PDDE, seja considerando apenas 1 ou N cenários na árvore *forward* [19], [20].

Na Figura 3.1 é ilustrado um diagrama esquemático de como a reamostragem de cenários é aplicada à PDDE. Neste exemplo, a árvore completa é composta por 16 possíveis cenários (Figura 3.1a). No algoritmo tradicional da PDDE, uma subárvore com 3 cenários é escolhida (linhas em negrito na Figura 3.1b) e utilizada durante todo o processo iterativo. Quando se aplica a reamostragem, a cada iteração um novo conjunto de 3 cenários é escolhido (linhas em negrito nas Figuras 3.1c e 3.1d). Ao final do processo iterativo é possível verificar que uma parcela maior da árvore completa de cenários foi visitada durante o cálculo da política ótima de operação (Figura 3.1e).

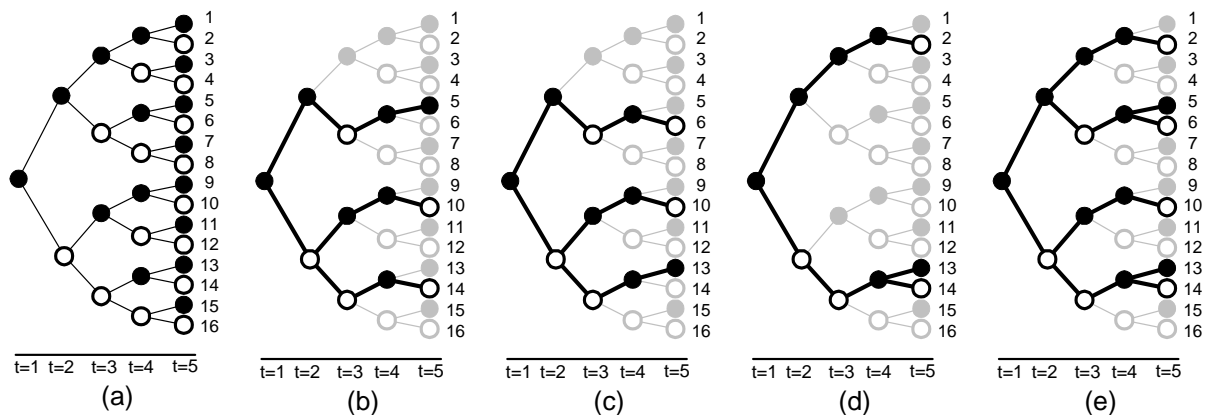


Figura 3.1: Exemplo de reamostragem - (a) árvore completa, (b),(c),(d) subárvore $n=1,2,3$ e (e) parcela da árvore completa visitada durante a PDDE

A Figura 3.2 ilustra uma recursão *backward* do algoritmo de PDDE implementado no modelo NEWAVE. Em cada estágio t , e para cada estado is (composto pelos níveis de armazenamento e afluências passadas em cada REE, $is = 1, \dots, nsim$), $nleq$ cenários de afluências são empregados para construir um corte de Benders médio. Os $nsim$ cortes de Benders médios são incorporados à função de custo futuro do estágio t construída iterativamente e que será considerada em cada um dos problemas de despacho de operação no estágio $t-1$.

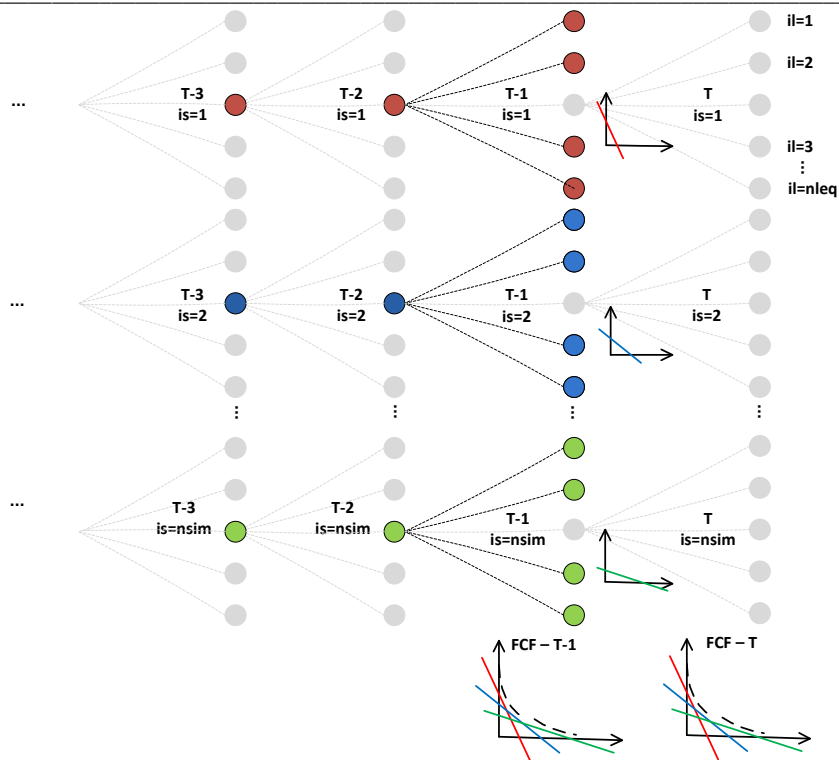


Figura 3.2: Diagrama esquemático da recursão *backward* do algoritmo de PDDE.

A Figura 3.3 ilustra uma simulação *forward* do algoritmo de PDDE. Em cada estágio t , $nsim$ simulações *forward* da operação do sistema são realizadas a fim de se obter novos valores para as variáveis de estado, compostas pelos níveis de armazenamento e afluências passadas nos reservatórios equivalentes de energia.

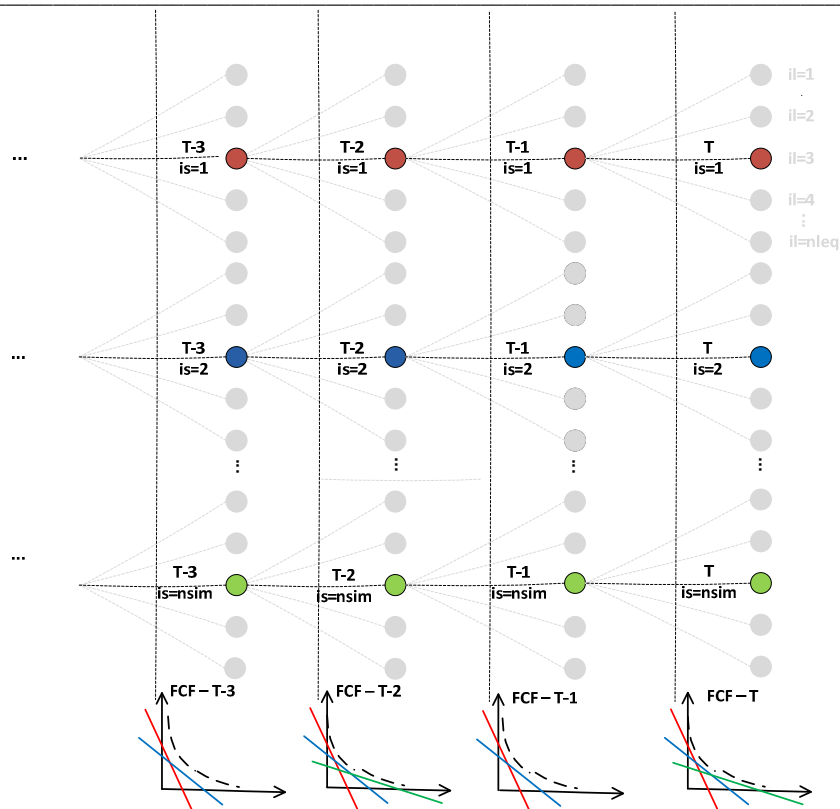


Figura 3.3: Diagramas esquemáticos da simulação *forward* do algoritmo de PDDE.

No presente trabalho será utilizada a reamostragem dos *nsim* cenários utilizados durante a simulação *forward*, com o intuito de aumentar a representatividade da subárvore *forward*. Duas metodologias serão apresentadas, *reamostragem por recombinação* [5], [6], [8] e *reamostragem plena* [9]. 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.

3.1 Método de reamostragem por recombinação

Uma 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. Este método é chamado de *reamostragem por recombinação*, foi inicialmente proposto em [5] e sugerido pelo ONS durante os estudos de avaliação da técnica de reamostragem no âmbito da CPAMP.

Como mencionado anteriormente, somente os ruídos aleatórios que irão compor a amostra *forward* são reamostrados. No entanto, como a energia natural afluyente calculada para os cenários *backward* depende das energias passadas dos cenários *forward* (por se tratar de um modelo autorregressivo), os valores das energias que compõem os cenários *backward* também irão se alterar.

Na primeira iteração do algoritmo de PDDE são amostrados $nsim$ ruídos aleatório sem cada estágio do horizonte de planejamento, representados pelos nós da Figura 3.4. Com esses ruídos aleatórios e de posse das afluências passadas, são obtidos $nsim$ cenários de afluências aos REEs. Até este momento, as afluências da simulação *forward* são idênticas ao procedimento sem reamostragem. Na segunda iteração não serão amostrados novos ruídos aleatórios. Os ruídos aleatórios originalmente amostrados terão apenas sua posição alterada, gerando novos cenários de afluências quando somados às afluências passadas. Este procedimento se repete para cada estágio e para cada iteração de reamostragem, conforme ilustrado na Figura 3.4⁴. Deve-se observar que, a cada iteração, a subárvore resultante é distinta das iterações anteriores e representa apenas uma pequena porção da árvore completa.

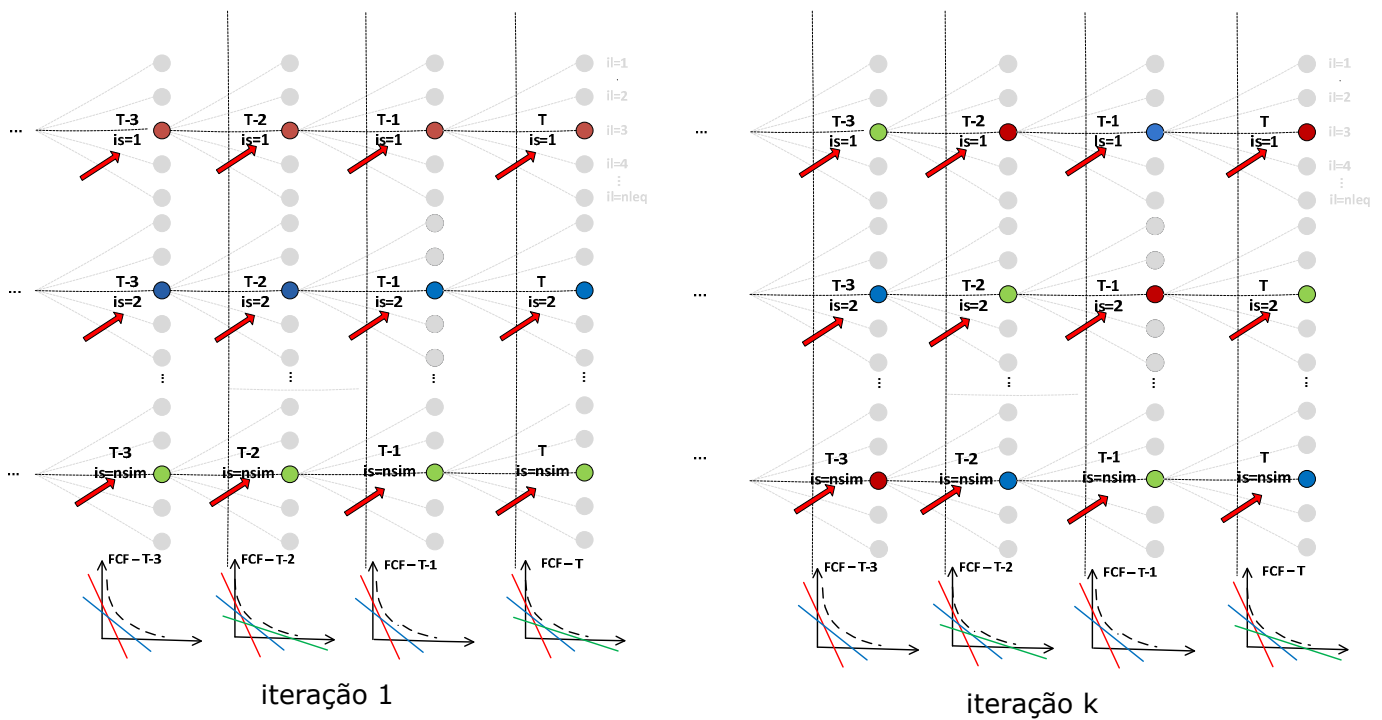


Figura 3.4: Diagramas esquemáticos da **reamostragem por recombinação** dos cenários *forward*

3.2 Método de reamostragem plena

No método de reamostragem *plena*, a cada iteração do algoritmo de PDDE são amostrados novos ruídos aleatórios para geração da subárvore *forward*, conforme ilustrado na Figura 3.5. Os $nsim$ cenários de afluências aos REEs 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

⁴ Por simplificação, os ruídos ao longo de um mesmo cenário foram representados com a mesma cor, porém isto não significa que sejam idênticos. A cada período é gerada uma amostra de ruídos aleatórios.

cada amostra representa a mesma distribuição de probabilidade. Este tipo de reamostragem permite, naturalmente, uma maior representação das afluições aos REEs.

No modelo NEWAVE, os ruídos aleatórios da simulação *forward* da primeira iteração do algoritmo de PDDE e da recursão *backward* são obtidos aplicando-se amostragem seletiva. Porém, para as demais iterações, os ruídos aleatórios da simulação *forward* são obtidos por amostragem aleatória simples. Em [4] foi mostrado que quando o número de cenários é elevado, os dois tipos de amostragem para os cenários *forward* são equivalentes, principalmente quando se considera a reamostragem de cenários. Para um número de cenários menor, como os considerados na recursão *backward*, a amostragem seletiva é mais vantajosa.

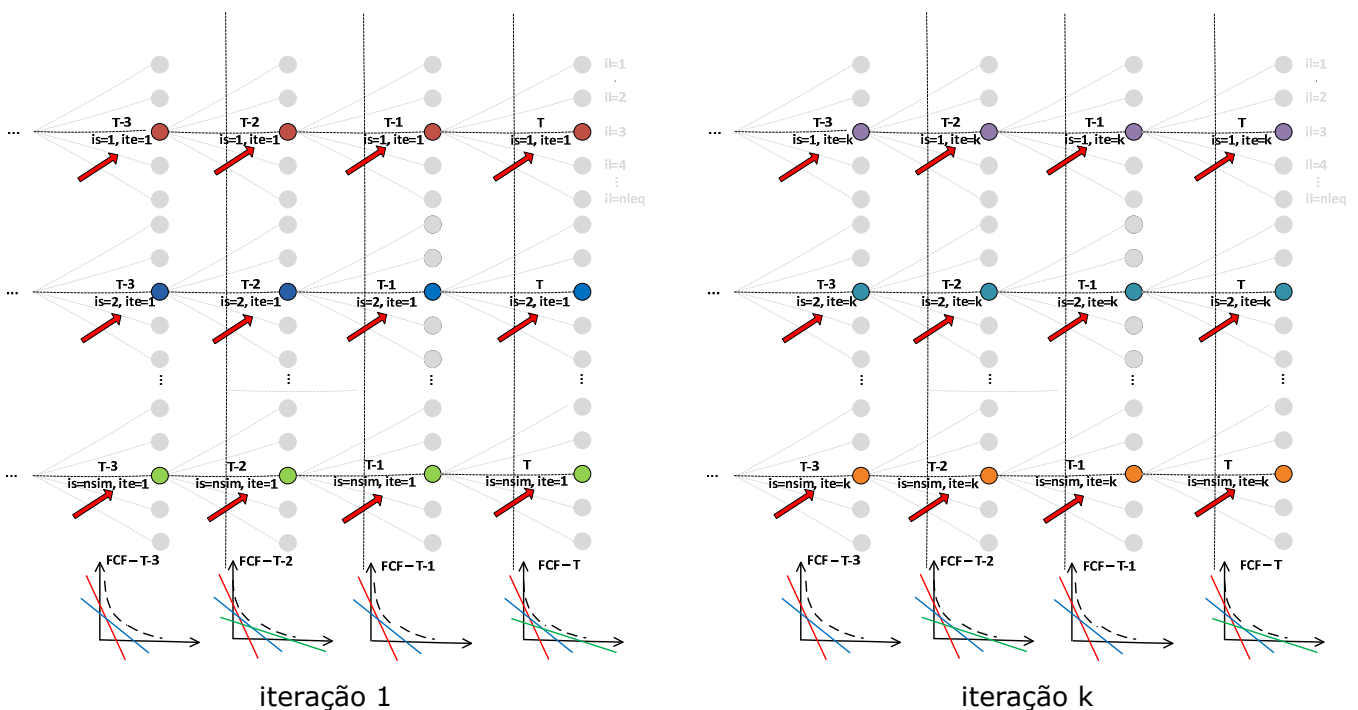


Figura 3.5: Diagramas esquemáticos da **reamostragem plena** dos cenários *forward*

3.3 Passo da reamostragem

Uma questão importante é a de definir 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. Porém, é possível que a FCF não seja capaz de reter as informações (memória) dos estados visitados por cada subárvore, se estes forem alterados com frequência elevada.

A Tabela 3.1 ilustra, para diferentes passos de reamostragem (de 1 a 3), em quais das sete primeiras iterações do algoritmo de PDDE, por exemplo, são reamostrados novos cenários de afluições para a simulação *forward* do algoritmo.

Tabela 3.1 –Iterações em que ocorrem reamostragens conforme o valor do passo.

Iteração da PDDE - Reamostragem Passo 1						
1	2	3	4	5	6	7
amostra original	reamostra	reamostra	reamostra	reamostra	reamostra	reamostra
Iteração da PDDE - Reamostragem Passo 2						
1	2	3	4	5	6	7
amostra original		reamostra		reamostra		reamostra
Iteração da PDDE- Reamostragem Passo 3						
1	2	3	4	5	6	7
amostra original			reamostra			reamostra

3.4 Formas para estimar ZINF e ZSUP

A maioria dos trabalhos encontrados na literatura considera a incerteza hidrológica somente a partir do segundo estágio sendo o primeiro estágio considerado determinístico. Neste caso, pode-se dizer que o estimador de ZINF é “estrito”. Porém, na formulação atualmente utilizada pelo setor elétrico brasileiro, o estimador de ZINF é “estatístico”, uma vez que a incerteza é considerada desde o primeiro estágio. Isto ocorre porque o objetivo principal do planejamento de longo/médio prazo não é obter um despacho de operação para o primeiro mês, mas sim calcular uma política de operação para todo o horizonte de planejamento. Assim, é recomendável que se considerem vários cenários de afluições também para o primeiro mês. Ressalta-se que o ZINF “estatístico” pode estar acima ou abaixo do ZINF “estrito”, e o valor de ZINF “estrito” pode ser obtido resolvendo-se o problema do primeiro estágio considerando os cenários de afluição da recursão *backward*.

Na abordagem tradicional da PDDE, o mesmo conjunto de cenários de afluições é utilizado ao longo das iterações para calcular a função de custo futuro e para avaliar a convergência do processo. Quando a reamostragem de cenários é aplicada, as estimativas de ZINF e ZSUP (estimadores “estatísticos”) são calculadas a cada iteração para um conjunto diferente de cenários. Desta forma, os valores de ZINF e ZSUP poderão oscilar ao longo das iterações o que dificulta a avaliação da convergência do processo e o estabelecimento de um critério de parada. No método de *reamostragem por recombinação*, esta dificuldade somente se apresenta quando, no primeiro estágio, o caso não é condicionado à uma única sequência de afluições passadas, ou seja, cada cenário hidrológico é condicionado a um passado hidrológico diferente[21].

Abaixo, mencionam-se algumas técnicas para avaliar os limites inferior e superior da solução ótima do problema, quando se utiliza a técnica de reamostragem de cenários para simulação *forward* do algoritmo de PDDE.

3.4.1 Forward avaliativa

Tradicionalmente, no modelo NEWAVE, o limite inferior (ZINF) do problema resolvido é dado pelo cálculo do valor esperado do limite mínimo de cada uma das *nsim* séries da simulação *forward* da PDDE. Esse cálculo é realizado no primeiro período de cada série *forward*, como sendo a soma de duas parcelas, uma relativa ao custo presente e outra relativa ao custo futuro, calculada por meio dos cortes de Benders construídos para esse primeiro período. Observe que a função de custo futuro é refinada pelo processo iterativo, sempre fornecendo estimativas iguais ou crescentes para um dado estado. Assim, como o ZINF de cada série é calculado sempre no mesmo estado tanto de afluência quanto de armazenamento inicial, temos que esse limite inferior é monotonamente não-decrescente durante todo o processo. No entanto, com a utilização do processo de reamostragem das séries *forward*, os estados de afluência em cada uma dessas séries variam ao longo das iterações, fazendo com que não haja garantia de um ZINF monotonamente não-decrescente.

Para contornar o problema relacionado ao estabelecimento de um critério de parada, pode-se incluir um passo *forward* adicional, chamado "Forward Avaliativa" [9], no algoritmo da PDDE, logo após a cada simulação *forward*. A intenção é utilizar um único conjunto de cenários para a avaliação de ZINF e ZSUP ao final das iterações da PDDE. Desta forma, os subproblemas resolvidos serão sempre os mesmos, à exceção da FCF que é aprimorada a cada iteração.

A consideração da Forward Avaliativa no processo de definição da política ótima de operação implica em um aumento do tempo computacional para a resolução do problema.

3.4.2 Nó zero

Outra estratégia de estimação do ZINF, proposta inicialmente em [22] sob a denominação de "nó fantasma" e, para melhor entendimento, rebatizada nesse relatório de "nó zero", consiste em efetuar o cálculo de ZINF em um período imediatamente anterior ao primeiro período do problema resolvido pela PDDE. Nesse caso, o estado para consulta dos cortes de Benders é o armazenamento inicial e as afluências passadas ao início do estudo. Para que seja possível realizar esse cálculo no período zero, é necessário que a recursão *backward* seja realizada também no período inicial de maneira que sejam entregues cortes de Benders ao período zero. Esses cortes de Benders utilizados no período zero são a estimativa do custo do primeiro período até o final do estudo. O ZINF assim calculado não é estocástico e, além disso, mantém a propriedade de ser monotonamente não-decrescente independente de ser utilizada ou não a reamostragem de cenários *forward*.

Um inconveniente para a adoção desta alternativa reside na dificuldade de se comparar as convergências obtidas com a versão atual (sem reamostragem, e sem nó zero) e aquelas calculadas com reamostragem considerando o nó zero.

3.4.3 Cenários fixos para o primeiro estágio

Uma alternativa simples e eficiente para suplantar a dificuldade mencionada com relação ao nó zero consiste em aplicar a técnica de reamostragem a partir do segundo estágio do algoritmo de PDDE. Isto significa que os cenários de aflúncias para o primeiro estágio passam a ser fixos, da mesma forma que o procedimento atual, o que permite a comparabilidade entre as convergências obtidas com as estratégias com e sem reamostragem.

É importante salientar que, embora as amostras de ruídos aleatórios não sejam reamostrados no primeiro estágio, a função de custo futuro que será considerada na resolução de cada um dos problemas de despacho de operação do primeiro estágio foi construída a partir de cenários que foram reamostrados a cada iteração do algoritmo de PDDE.

3.5 Análise do Desempenho do Processo de Reamostragem

A análise do desempenho das metodologias de reamostragem, incluindo o passo a ser utilizado, em relação à melhoria no conjunto de funções de custo futuro de cada um dos estágios construídas com a aplicação da reamostragem, e à redução da variabilidade amostral e/ou maior estabilidade dos resultados, deve considerar os comportamentos de variáveis-chaves de saída do modelo NEWAVE. Por exemplo, o custo total esperado de operação, a evolução dos custos marginais médios de operação, a geração térmica, entre outros, permitem aferir o ganho de qualidade na política de operação. Uma avaliação complementar bastante relevante consiste em investigar a relação entre a economicidade e a segurança do sistema, descrita pelas variáveis valores esperados da energia não suprida e custo de geração térmica.

A avaliação dos benefícios na qualidade na política de operação também fornecerá subsídios relevantes para se revisar o critério de parada atualmente empregado para finalizar o algoritmo de PDDE. Na seção 4.4 esse tema será mais bem explorado.

4 Resultados

As técnicas de reamostragem descritas na Seção 3 - com *reamostragem plena* e com *reamostragem por recombinação*, foram aplicadas a configurações oficiais do SIN, relativas às atividades de planejamento da operação e da expansão, sendo os resultados apresentados nesta seção. Para propiciar uma análise comparativa, também são descritos os resultados com a metodologia atualmente empregada, i.e., sem a consideração de reamostragem. Todos os resultados foram obtidos empregando-se cenários fixos para o primeiro estágio no processo de reamostragem, ou seja, sem considerar o nó zero (SNZ).

Nas Seções 4.1 e 4.2 são estudados os desempenhos das técnicas de reamostragem com relação à redução da variabilidade amostral dos resultados quando se emprega sementes iniciais distintas, e à estabilidade de variáveis de interesse, em especial dos custos totais e marginais de operação e do *trade-off* segurança versus custo. Na seção 4.3 é realizada uma análise com relação ao aumento do número de cenários na recursão *backward* e na Seção 4.4 é analisado o ganho de qualidade na função de custo futuro e analise o critério de parada atualmente empregado no NEWAVE.

A primeira configuração diz respeito a um caso do Programa Mensal de Operação (PMO Set 2017), considerando 123 usinas hidroelétricas e 82 usinas termoelétricas, com aproximadamente 80GW e 19GW de capacidade instalada, respectivamente. Foi considerado um horizonte de planejamento de médio prazo de 5 anos, compreendendo os anos de 2017 a 2021, discretizado em estágios mensais. O sistema é dividido em 12 reservatórios equivalentes de energia: Sudeste, Madeira, Teles Pires, Paraná, Itaipu, Paranapanema, Sul, Iguaçu, Nordeste, Norte, Belo Monte e Manaus, conforme ilustrado na Figura 4.1.

Todos os resultados apresentados neste capítulo foram obtidos a partir da simulação da operação do sistema elétrico interligado com 2.000 cenários de aflúncias 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 ($\alpha=50$, $\lambda=40$).

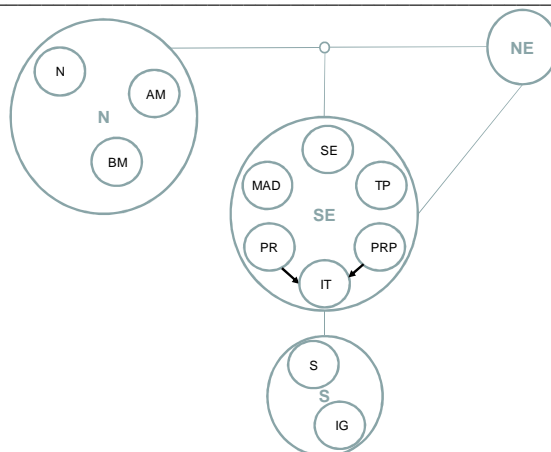


Figura 4.1– Topologias do SIN com 12 REEs.

4.1 Análise da Redução da Variabilidade dos Resultados para Diferentes Sementes Iniciais

São apresentados análises e resultados para o PMO Set 2017 em três situações distintas - sem a consideração de reamostragem, com *reamostragem plena* e com *reamostragem por recombinação*, para 11 sementes iniciais diferentes. Conforme mencionado anteriormente, a semente inicial é o número utilizado para dar partida ao processo de geração de números pseudoaleatórios empregados na geração dos cenários de afliências.

A Figura 4.2 refere-se ao caso sem reamostragem e apresenta a evolução temporal do valor esperado do custo marginal de operação, adotando-se como critério de convergência do algoritmo de PDDE a “estabilidade do ZINF” e o limite de 45 iterações (número máximo atual de iterações da PDDE), para 11 sementes iniciais distintas. Observa-se que o comportamento dos dois gráficos é muito semelhante, seja em relação aos respectivos valores médios mensais bem como em relação à dispersão entre as várias sementes. A partir deste ponto, todos os resultados que serão apresentados foram obtidos adotando-se o critério de convergência em 45 iterações.

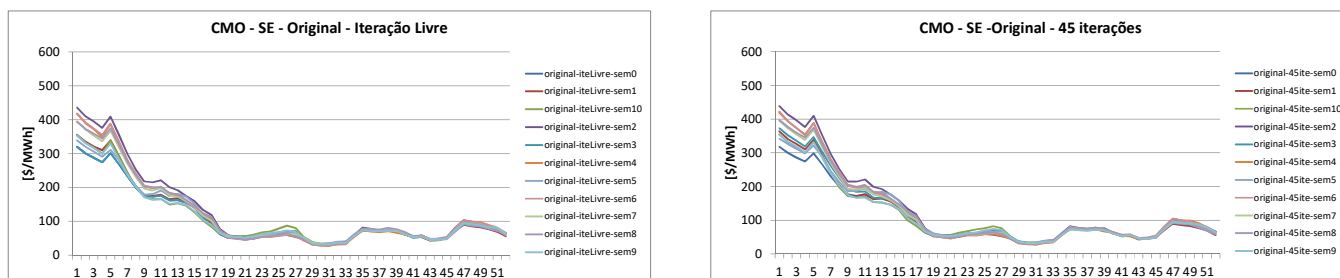


Figura 4.2 – Evolução do CMO médio mensal para o PMO Set 2017 considerando diferentes sementes iniciais e critérios de convergência.

As Figuras 4.3 a 4.5 mostram os valores esperados dos custos totais de operação (COPER) para os três casos em estudo - sem reamostragem, considerando *reamostragem plena* e também

reamostragem por recombinação, considerando a aplicação da reamostragem a cada iteração (passo 1), a cada duas iterações (passo 2) e a cada três iterações (passo 3) e ainda para 11 sementes iniciais distintas. Comparando-se os COPERs das duas metodologias de reamostragem em análise com o caso sem reamostragem, observa-se que, independente do valor adotado para o passo (entre 1 e 3):

- (i) A variabilidade observada dos valores de COPER entre as 11 sementes diminui consideravelmente quando se adota reamostragem, e essa redução é mais significativa com a *reamostragem plena*, evidenciando a maior estabilidade dos resultados;
- (ii) Independente da metodologia adotada, o COPER quando se aplica reamostragem é superior ao obtido quando não se adota reamostragem. Este último ponto, em princípio, levaria a conclusão de que não adotar reamostragem seria mais vantajoso porque o COPER é mais baixo. No entanto, como o Programa Mensal de Operação adota o mecanismo de aversão a risco CVaR (valor condicionado a um dado risco), esta análise deve ser complementada analisando-se também o “trade-off” entre a segurança e a economicidade do sistema propiciada por cada alternativa metodológica, o que será apresentado mais a frente.

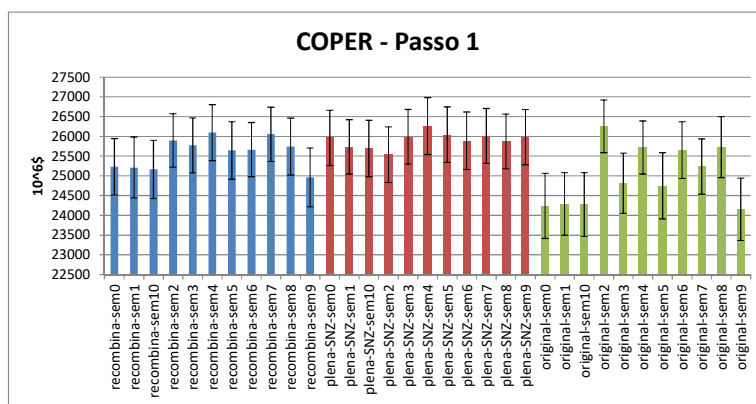


Figura 4.3– Valor esperado do custo total de operação “sem reamostragem”(verde), “reamostragem plena”(vermelho) e “reamostragem por recombinação”(azul) referente a passo 1- PMO Set 2017.

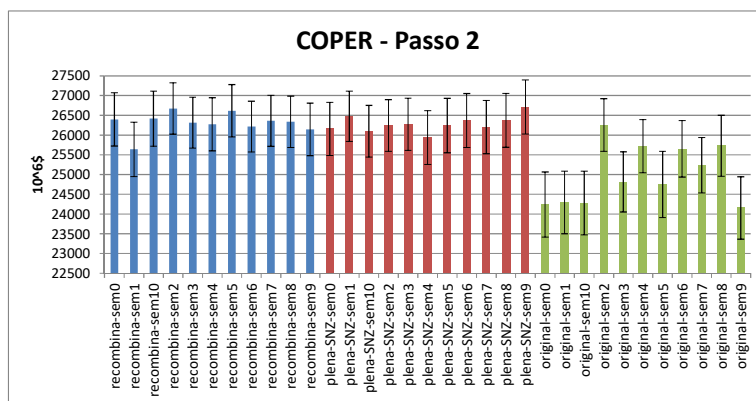


Figura 4.4– Valor esperado do custo total de operação “sem reamostragem”(verde), “*reamostragem plena*”(vermelho) e “*reamostragem por recombinação*”(azul) referente a passo 2- PMO Set 2017.

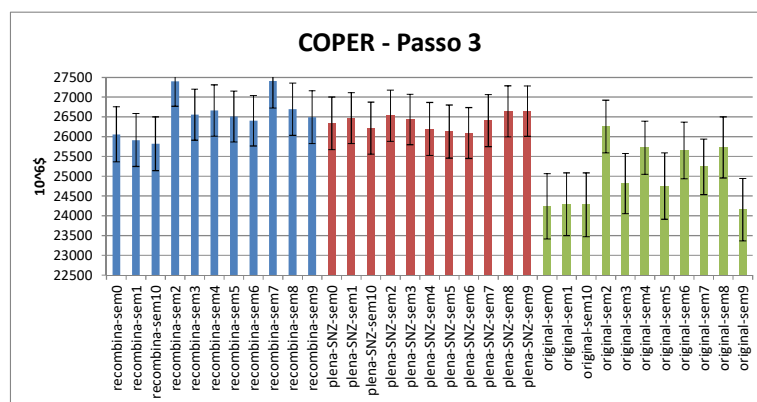


Figura 4.5– Valor esperado do custo total de operação “sem reamostragem”(verde), “*reamostragem plena*”(vermelho) e “*reamostragem por recombinação*”(azul) referente a passo 3- PMO Set 2017.

Ainda analisando-se as Figuras 4.3 a 4.5, mas comparando-se, agora, os resultados entre os passos de reamostragem, observa-se que:

- (iii) Do passo 1 para o passo 2, os valores de COPER aumentam e é mais significativo com a *reamostragem plena*;
- (iv) Do passo 2 para o passo 3, os valores de COPER na *reamostragem por recombinação* ainda apresentam crescimento e, na *reamostragem plena* os valores tendem a se estabilizar. Porém, comparando-se as duas metodologias com o passo 3, os valores de COPER são semelhantes;
- (v) No passo 3, a *reamostragem plena* apresentou menor variabilidade que a *reamostragem por recombinação*.

A seguir serão avaliadas as convergências do algoritmo da PDDE considerando diferentes passos e sementes iniciais. A Figura 4.6 apresenta o valor de ZINF da última iteração (45ª) para os três casos considerados - sem reamostragem, com *reamostragem plena* e com *reamostragem por recombinação*. A maior dispersão é verificada quando não se adota reamostragem, sendo que a dispersão diminui com a *reamostragem por recombinação* e, de forma mais significativa com a *reamostragem plena*.

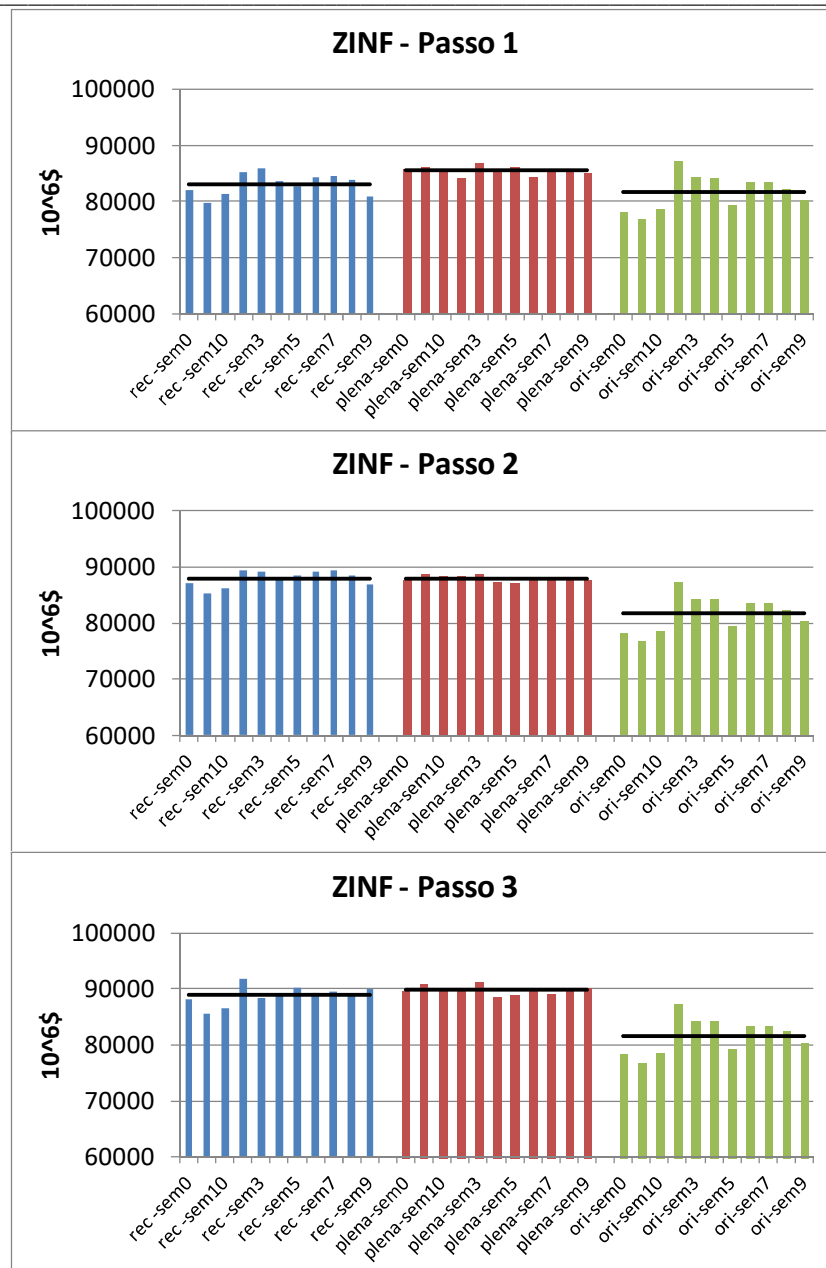


Figura 4.6– Análise da estimativa do limite inferior do valor esperado do custo total de operação – ZINF, considerando-se 45 iterações.

No item (ii) foi chamada a atenção que os resultados mostraram valores de COPER mais elevados quando se adota reamostragem, o que poderia parecer contra-intuitivo; também foram observados valores mais elevados para o ZINF. Assim, estas duas variáveis foram recalculadas sem a adoção do mecanismo de aversão a risco CVaR, e comparadas com os resultados apresentados na Figura 4.5. A Tabela 4.1 ilustra os valores médios do COPER e ZINF das dez sementes consideradas, obtidas através da simulação da operação do sistema com os mesmos 2.000 cenários de afluências aos REEs, não se aplicando reamostragem e adotando-se, por exemplo, *reamostragem plena* com passo de

reamostragem igual 3, para as situações com e sem o mecanismo de aversão a risco. Dessa tabela podem-se elaborar duas análises:

- (i) *Quando não se considera o mecanismo de aversão a risco*, observa-se uma redução do COPER quando se aplica a reamostragem. Este resultado é esperado já que a reamostragem permite que um número maior de cenários da árvore completa seja visitado e, conseqüentemente, a função de custo futuro passa a conter cortes de Benders adicionais resultante da aplicação do algoritmo de PDDE nestes novos valores das variáveis de estado armazenamento e afluências passadas aos REEs. Durante a simulação da operação com os 2.000 cenários de afluência, estados que no caso sem adoção de reamostragem utilizaram cortes de Benders que não foram calculados para esses estados e nem para valores próximos, quando se aplica a reamostragem provavelmente alguns deles utilizarão cortes de Benders calculados em estados, se não sob medida, em valores bem mais próximos. Isso resulta em uma função de custo futuro mais representativa e acurada, implicando em uma operação mais otimizada e, conseqüentemente, em um menor valor de COPER. No entanto, como a adoção de reamostragem permite que um número maior de estados sejam visitados, incluindo alguns mais otimistas, e outros certamente mais pessimistas, o subproblema matemático referente ao estágio 1 é mais restrito, resultando em um valor de ZINF mais elevado quando se compara ao caso sem adoção de reamostragem.

- (ii) *Quando se considera o mecanismo de aversão a risco*, observa-se um aumento do COPER quando se aplica a reamostragem. Como a adoção de reamostragem permite a ocorrência de cenários mais pessimistas, o mecanismo de aversão a risco será acionado com mais intensidade, resultando em um valor para COPER mais elevado. A explicação para o aumento de ZINF é a mesma do item anterior.

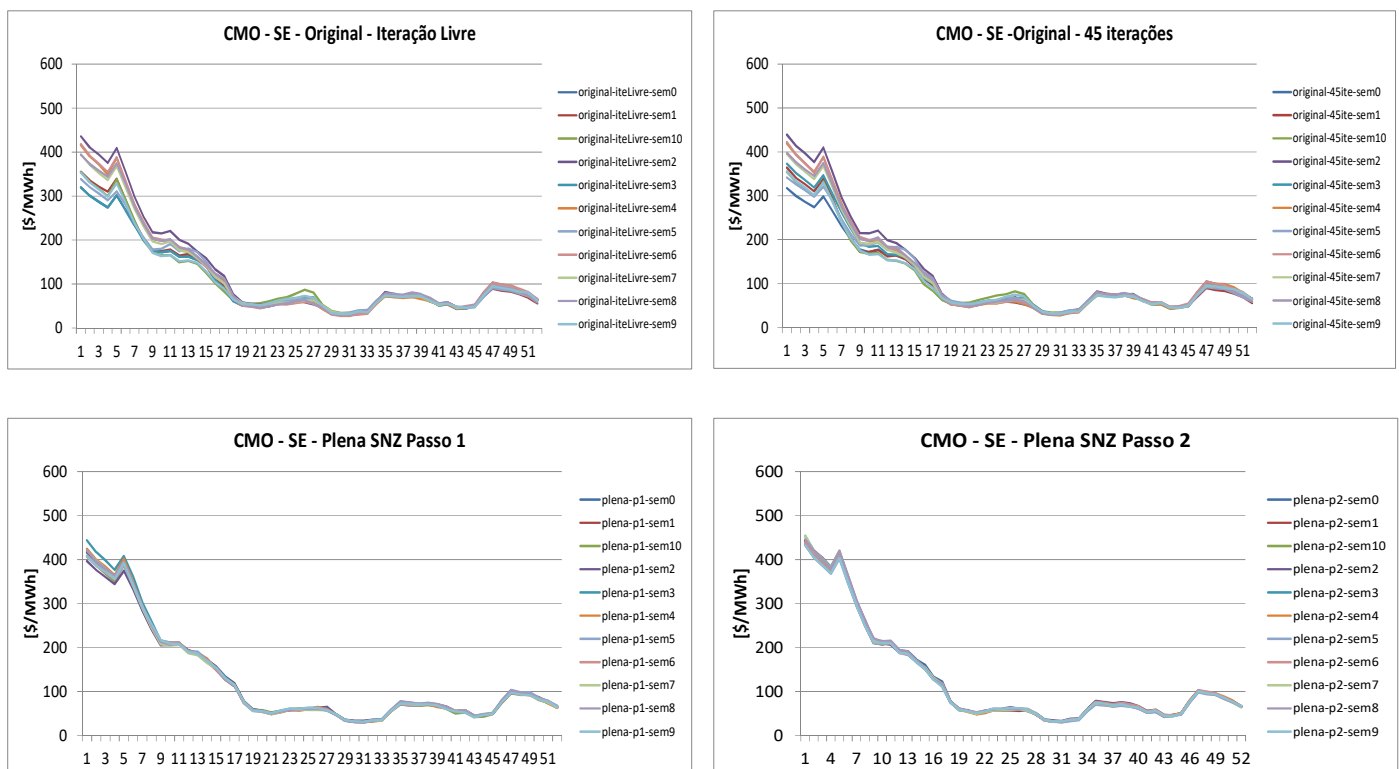
Tabela 4.1– Comparação de COPER e ZINF considerando-se ou não CVaR e adotando-se ou não reamostragem.

	não considerando CVaR		considerando CVaR	
	Sem Reamostragem	Reamostragem Plena passo 3	Sem Reamostragem	Reamostragem Plena passo 3
COPER	23.070,7	22.111,5	25.086,9	26.371,5
ZINF	27.275,0	27.827,5	82.886,3	89.819,2

Observa-se que o valor de ZINF para o caso com CVaR é significativamente superior ao do caso neutro ao risco devido à aplicação, de forma aninhada, da métrica CVaR referente aos valores esperados dos custos dos cenários mais caros. Já o custo de operação em si (COPER) não aplica essa

métrica, mas considera apenas os custos reais de operação e déficit de energia, além de eventuais penalidades. Adicionalmente, no caso sem a consideração do CVaR o ZINF está relativamente superior ao COPER. A razão para isso é que o valor de COPER foi calculado apenas o período de planejamento enquanto que o ZINF considera todo o período de estudo.

A Figura 4.7 apresenta a evolução temporal do valor esperado do custo marginal de operação para o subsistema Sudeste quando não se adota a reamostragem dos cenários de afluências e adotando apenas a *reamostragem plena*, utilizando passos de reamostragem iguais a 1, 3, 5, 8 e 15 e ainda 11 valores de sementes iniciais. Observa-se que a adoção da *reamostragem plena* reduz a variabilidade dos resultados frente a diferentes sementes iniciais. Essa variabilidade diminui quando se aumenta o passo de reamostragem até o valor 3. A partir daí, a variabilidade cresce ligeiramente, assemelhando-se aos resultados do passo 1, mas ainda bem inferior quando se compara com a não adoção da reamostragem. Observa-se que, ao se adotar passos muito elevados e próximos a 45, por construção, os resultados tenderão a se aproximar dos resultados do caso sem reamostragem.



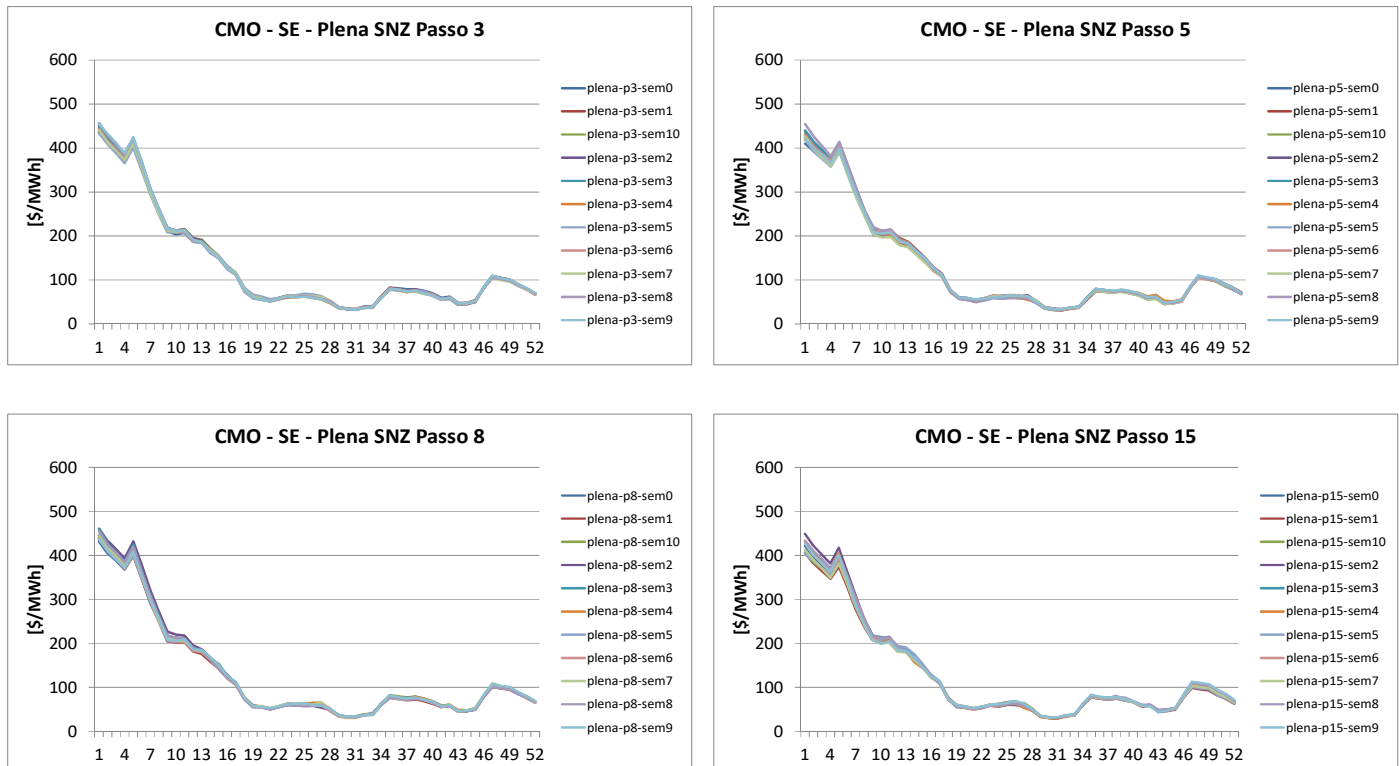
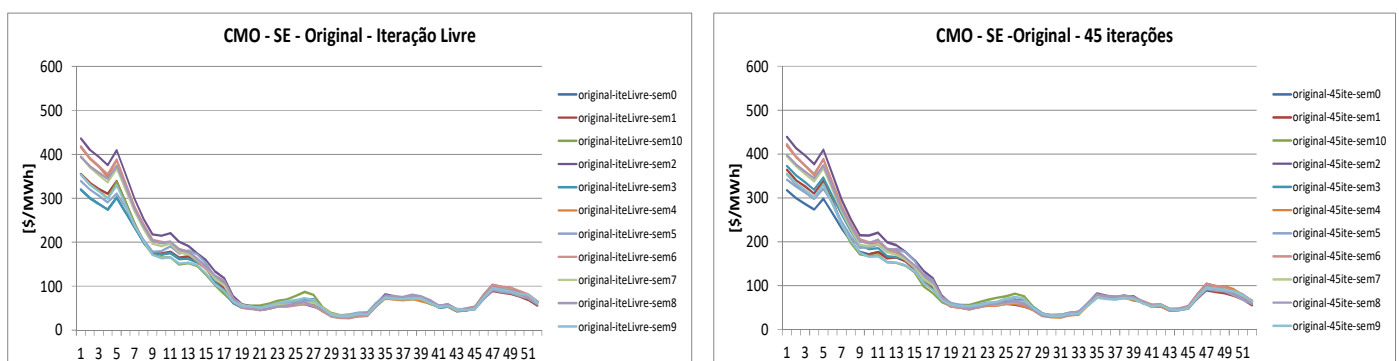


Figura 4.7– Evolução temporal do CMO médio considerando “*reamostragem plena*” e diferentes passos de reamostragem- PMO Set 2017.

A Figura 4.8 apresenta a evolução temporal do valor esperado do custo marginal de operação para o subsistema Sudeste com duas opções: não se adotando reamostragem dos cenários de afluências e adotando *reamostragem por recombinação*, com passos de reamostragem iguais a 1, 3, 5, 8 e 15. Os resultados são semelhantes aos apresentados com a *reamostragem plena*, observando-se, novamente, que a adoção de reamostragem reduz a variabilidade dos resultados frente a diferentes sementes iniciais.

Já comparando os resultados obtidos com as *reamostragens plena e por recombinação* (vide Figuras 4.7 e 4.8), verifica-se que a redução da variabilidade é ainda maior com a *reamostragem plena*.



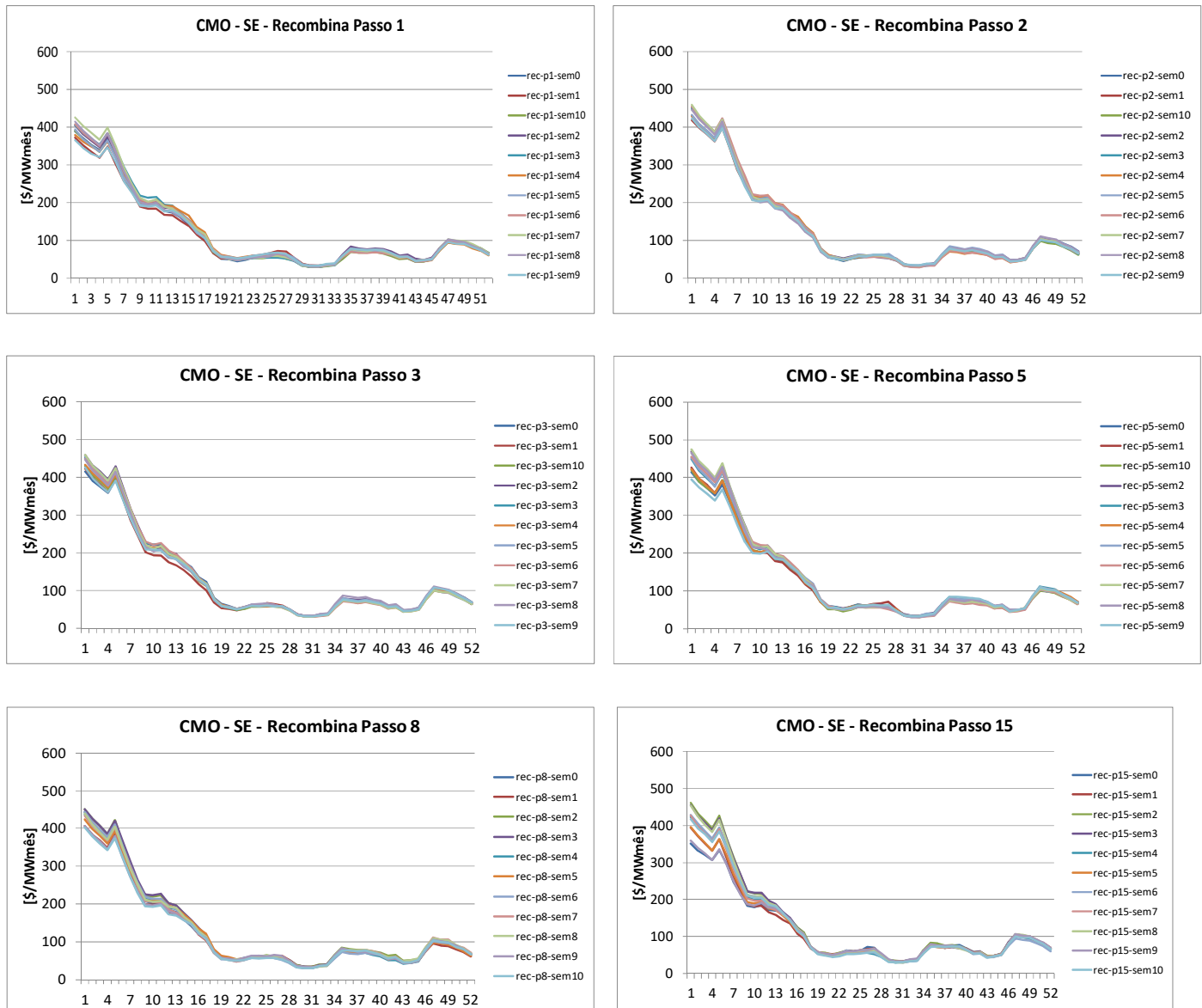


Figura 4.8– Evolução temporal do CMO médio considerando “reamostragem por recombinação” e diferentes passos de reamostragem- PMO Set 2017.

Utilizando uma mesma semente inicial, a Figura 4.9 apresenta a evolução temporal do valor esperado do custo marginal de operação, considerando-se diferentes passos de reamostragem, para as duas abordagens estudadas - *reamostragem plena* e *por recombinação* em comparação com o caso sem a adoção de reamostragem. Nota-se que os valores esperados do CMO nos primeiros meses do período de planejamento apresentam uma pequena dispersão, que é menor na *reamostragem plena*. Observa-se também que esses valores, durante o primeiro ano, são mais elevados comparando-se com os valores obtidos sem reamostragem e isto se deve ao fato de que, com reamostragem, a árvore de cenários está sendo mais bem explorada, levando a um aprimoramento nos resultados (estimativas) fornecidos pelo modelo.

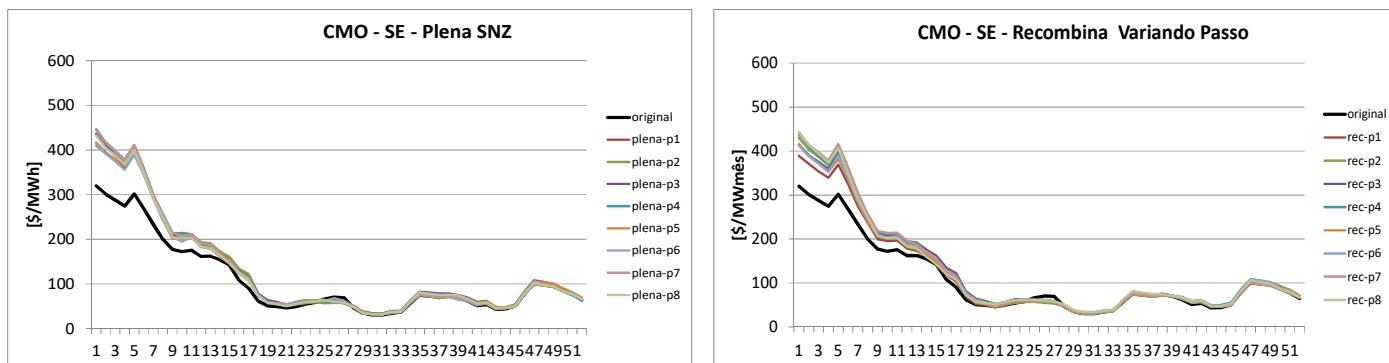


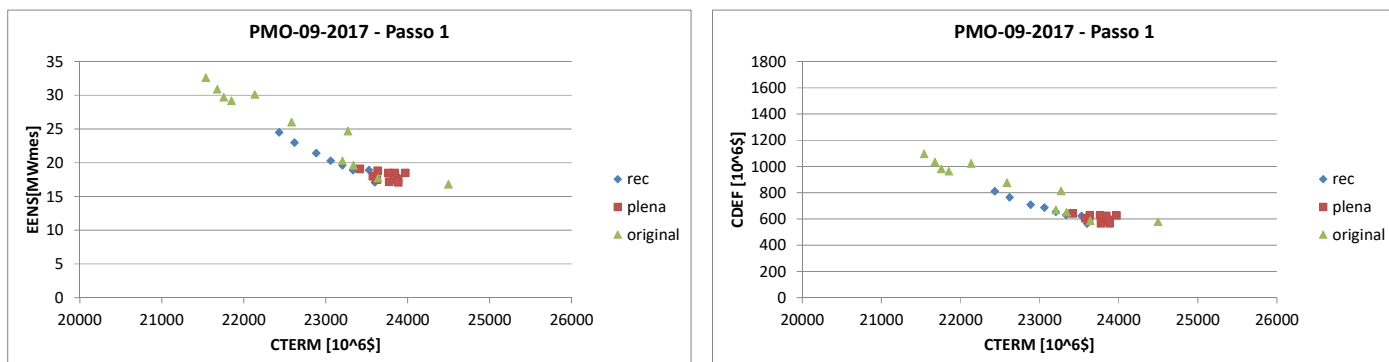
Figura 4.9– Comparação entre as reamostragens *plena* e *por recombinação* variando-se o passo de reamostragem e a não adoção de reamostragem.

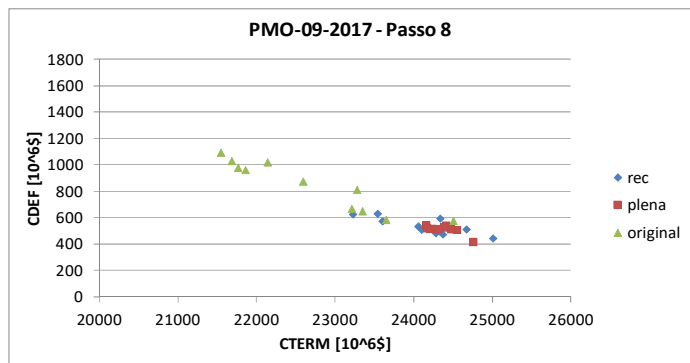
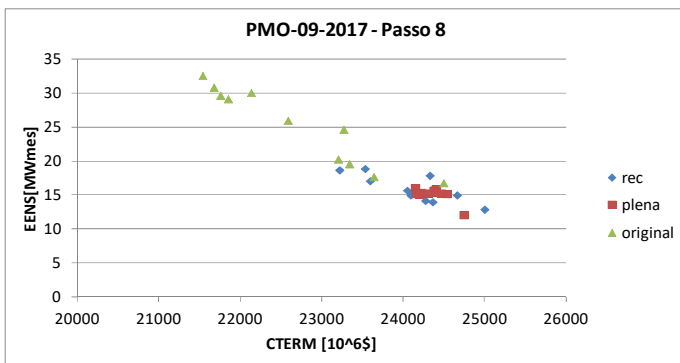
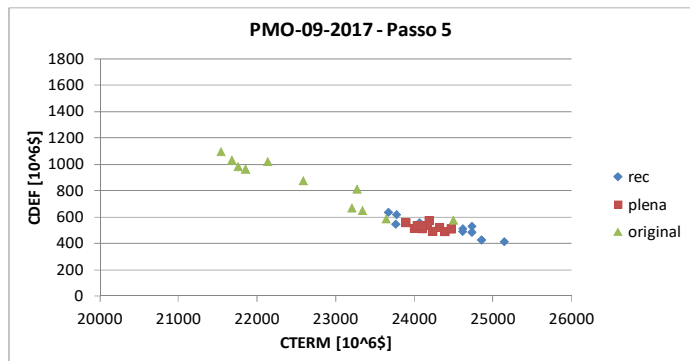
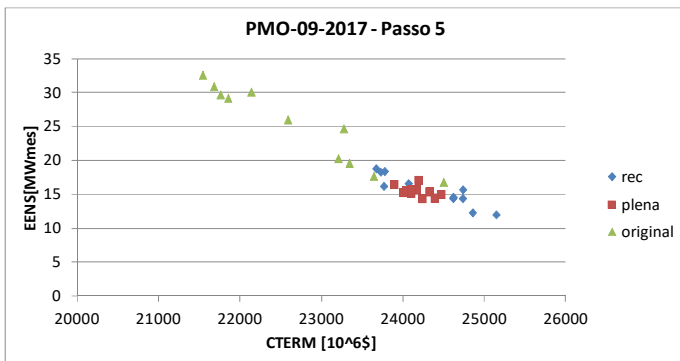
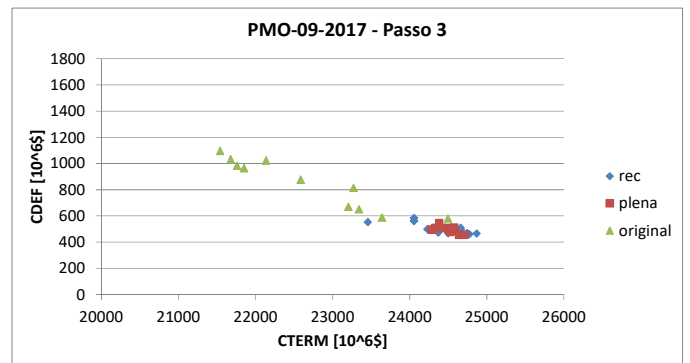
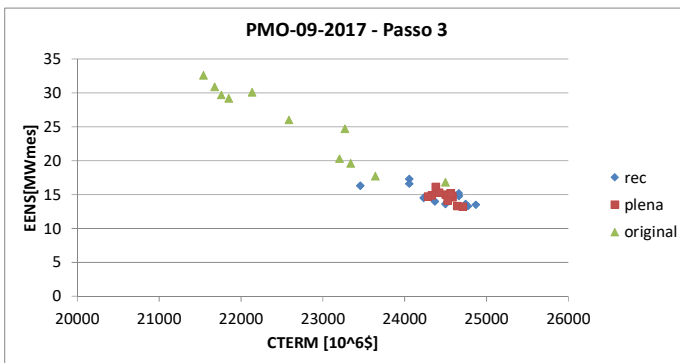
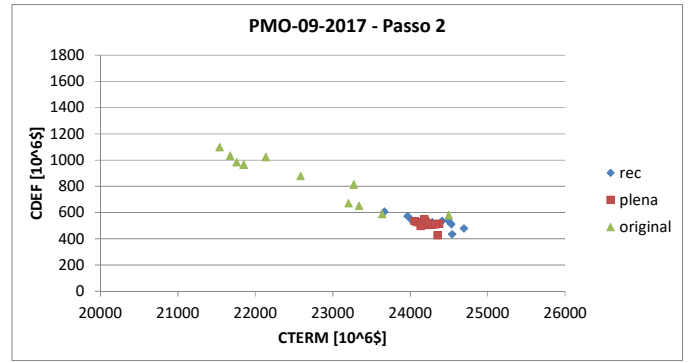
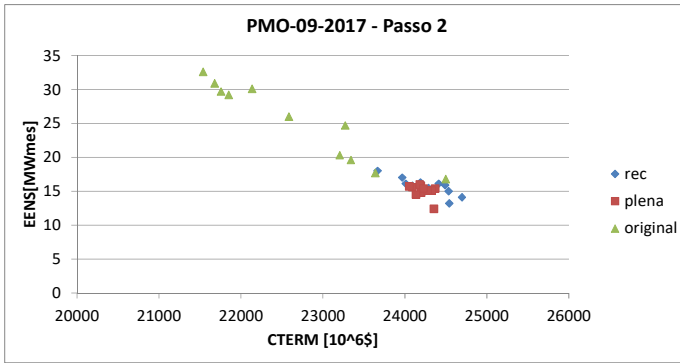
Os demais subsistemas apresentaram comportamentos semelhantes.

Em resumo, em todos os casos analisados, verifica-se que a adoção de técnicas de reamostragem, em especial da *reamostragem plena*, conduz a uma menor variabilidade (e, portanto, uma maior estabilidade) nos resultados dos valores esperados dos custos totais e marginais de operação, quando comparados com a implementação atual da PDDE no NEWAVE, que não emprega tais técnicas.

4.2 Análise de Trade-Off entre Variáveis Seleccionadas

Conforme mencionado anteriormente, o Programa Mensal de Operação adota o mecanismo de aversão a risco CVaR e, portanto, deve-se proceder uma análise conjunta entre uma variável econômica e uma indicativa da confiabilidade do sistema. A Figura 4.10 ilustra uma análise de “trade-off” a partir das variáveis custo de geração térmica (variável econômica) e valor esperado da energia não-suprida (índice de confiabilidade do sistema), considerando a não adoção de reamostragem, *reamostragem plena* e *reamostragem por recombinação*, e para diferentes passos de reamostragem. Para cada opção adotada e semente utilizada está associado um par de valores, custo esperado de geração térmica (CTERM) e valor esperado da energia não suprida (EENS), gráficos na segunda coluna.





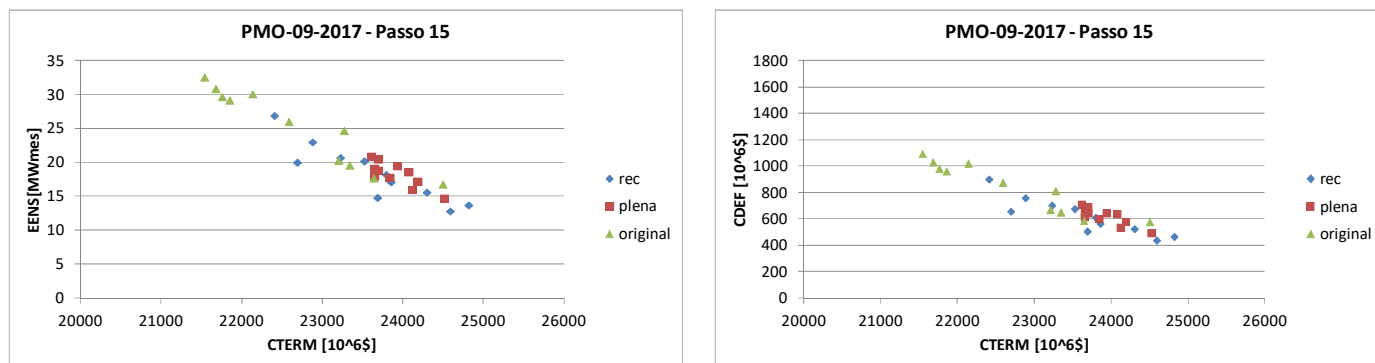


Figura 4.10– Análise de “trade-off” entre as *reamostragens plena e por recombinação* e sem a adoção de reamostragem.

Novamente, independente do passo de reamostragem adotado, a *reamostragem plena* é aquela que apresenta menor dispersão dos resultados em relação às sementes utilizadas. Ainda em relação a esta opção de reamostragem, o passo 2 apresenta um maior CTERM para um menor EENS quando comparado ao passo 1. Do passo 3 para o passo 2 percebe-se ainda um incremento no CTERM para uma pequena redução do EENS. A opção que não adota reamostragem é aquela que apresenta maior dispersão bem como é a menos avessa ao risco. Já se analisando a *reamostragem por recombinação*, verifica-se que no passo 1 a variabilidade é menor comparando-se com a opção de não adotar reamostragem, mas é superior à da *reamostragem plena*. Para os passos 2 e 3 a variabilidade diminui mas ainda é superior àquela alcançada com a *reamostragem plena*.

Resultados semelhantes são obtidos quando se analisa o “trade-off” entre o valor esperado do custo da energia não suprida e o valor esperado do custo de geração térmica.

4.3 Aumento do número de cenários da recursão *backward*

Nesta sessão serão apresentados os resultados de variáveis de interesse do planejamento da operação considerando-se 20, 30 e 40 cenários de aflúncias para a recursão *backward* do algoritmo de PDDE no PMO Set 2017 e também no PMO Out 2012. Em ambos os casos, foram feitas adaptações para representar a configuração do sistema com 12 reservatórios equivalentes de energia. O método de reamostragem utilizado foi *reamostragem plena* com passo 3, que apresentou melhor desempenho nas análises efetuadas.

As Figuras 4.11 e 4.12 ilustram o comportamento do valor esperado do custo total de operação e da estimativa do limite inferior desta variável, respectivamente, variando-se a semente inicial da geração dos cenários da recursão *backward* em um total de 11 sementes, considerando-se 20, 30 e 40 cenários, assim como sem e com adoção de reamostragem, ambos relativos à 45ª iteração do algoritmo de PDDE.

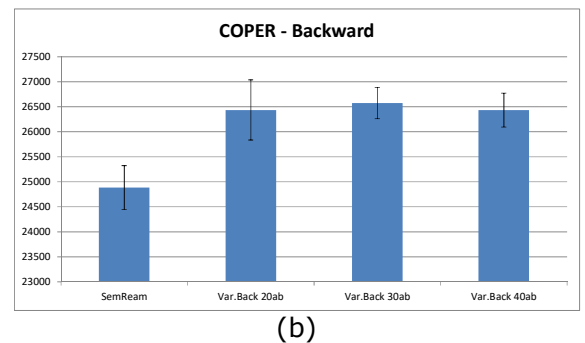
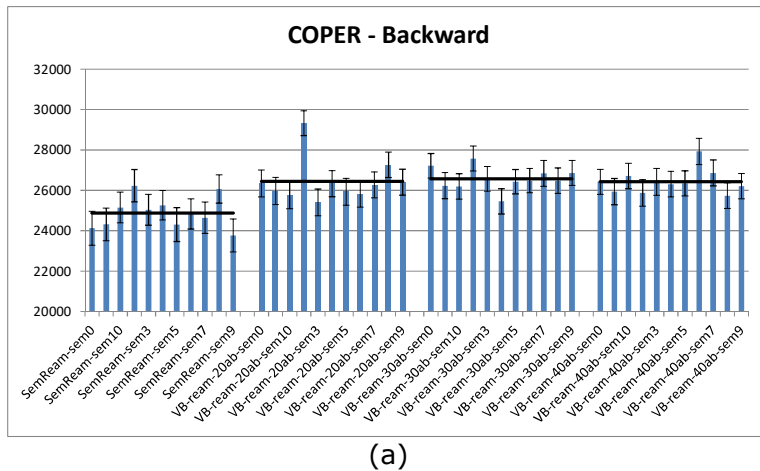


Figura 4.11– Análise do valor esperado do custo total de operação – COPER. PMO Set 2017.

Conforme esperado e em consonância com os resultados das seções anteriores, observa-se na Figura 4.11 que o valor esperado do custo total de operação sem e com adoção de reamostragem são significativamente distintos, seja o número de cenários de afluições para a recursão *backward* igual a 20, 30 e 40. A Figura 4.11(a) explicita os resultados para cada uma das 11 sementes iniciais consideradas. Considerando 20 cenários *backward*, vê-se que a variabilidade dos resultados entre as sementes iniciais é semelhante quando se compara as situações sem e com adoção da reamostragem. Já quando se adota o número de 30 ou 40 cenários *backward*, a variabilidade entre as sementes iniciais se reduz um pouco quando comparado à 20 cenários *backward*. Mas de 30 para 40 cenários *backward*, não se observa redução significativa. A Figura 4.11(b), que ilustra o valor esperado e o desvio-padrão dos valores das 11 sementes iniciais consideradas, reforça as observações levantadas.

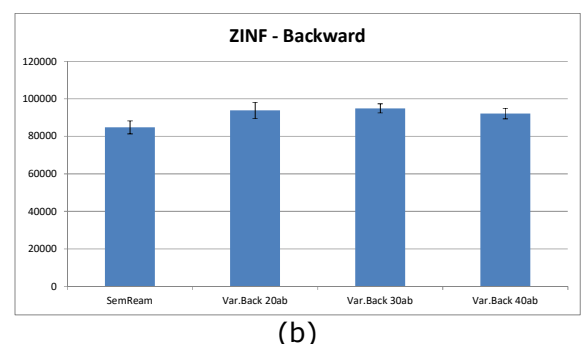
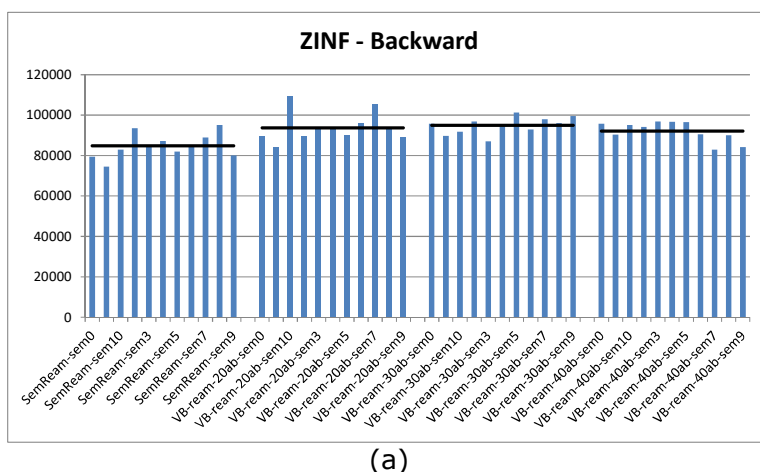


Figura 4.12– Análise do limite inferior do valor esperado do custo total de operação – ZINF. PMO Set 2017

As mesmas observações podem ser listadas para a estimativa do limite inferior do valor esperado do custo total de operação, conforme Figura 4.12(a) e Figura 4.12(b). A Figura 4.13 apresenta a análise de “trade-off” a partir das variáveis custo esperado de geração térmica e valor esperado da energia não-suprida, considerando a não adoção de reamostragem com 20 cenários *backward* e reamostragem plena com 20, 30 e 40 cenários *backward*, todos eles com 11 sementes iniciais distintas.

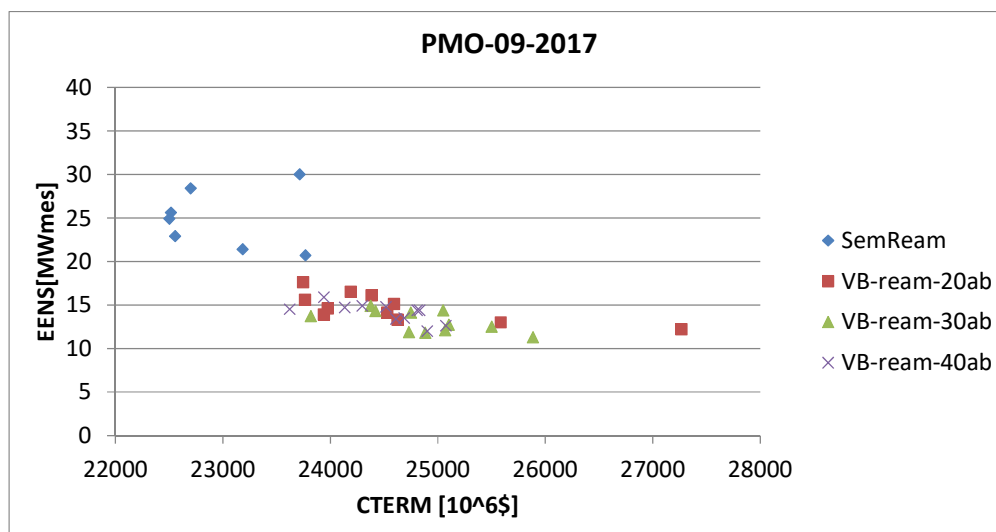


Figura 4.13– Análise de “trade-off” entre o valor esperado do custo de geração térmica e valor esperado da energia não suprida.

Da Figura 4.13 observa-se que (i) a adoção da reamostragem, para diferentes números de cenários *backward*, traz uma maior aversão a risco; (ii) a adoção da reamostragem reduz a variabilidade do valor esperado da energia não suprida quando comparada à não adoção de reamostragem; (iii) a variabilidade das duas variáveis analisadas se reduz ao aumentar o número de cenários *backward* de 20 para 30 e 40, com um pouco mais de intensidade para o valor 40.

A Figura 4.14, Figura 4.15 e Figura 4.16 são equivalentes aos três últimos resultados apresentados, porém relativos ao PMO Out 2012. Novamente, da Figura 4.14 observa-se que o valor esperado do custo total de operação sem e com adoção de reamostragem são significativamente distintos, seja o número de cenários de afluências para a recursão *backward* igual a 20, 30 e 40. A Figura 4.14(a) explicita os resultados para cada uma das 11 sementes iniciais consideradas. Vê-se que a variabilidade dos resultados entre as sementes iniciais é semelhante quando se compara sem a adoção da reamostragem e com adoção da reamostragem considerando 20 ou 30 cenários *backward*. Já quando se adota 40 cenários *backward*, observa-se uma pequena redução na variabilidade entre as sementes iniciais quando comparada à 20 ou 30 cenários *backward*. A Figura 4.14(b), que ilustra o

valor esperado e o desvio-padrão dos valores das 11 sementes iniciais consideradas, ratifica as observações relatadas.

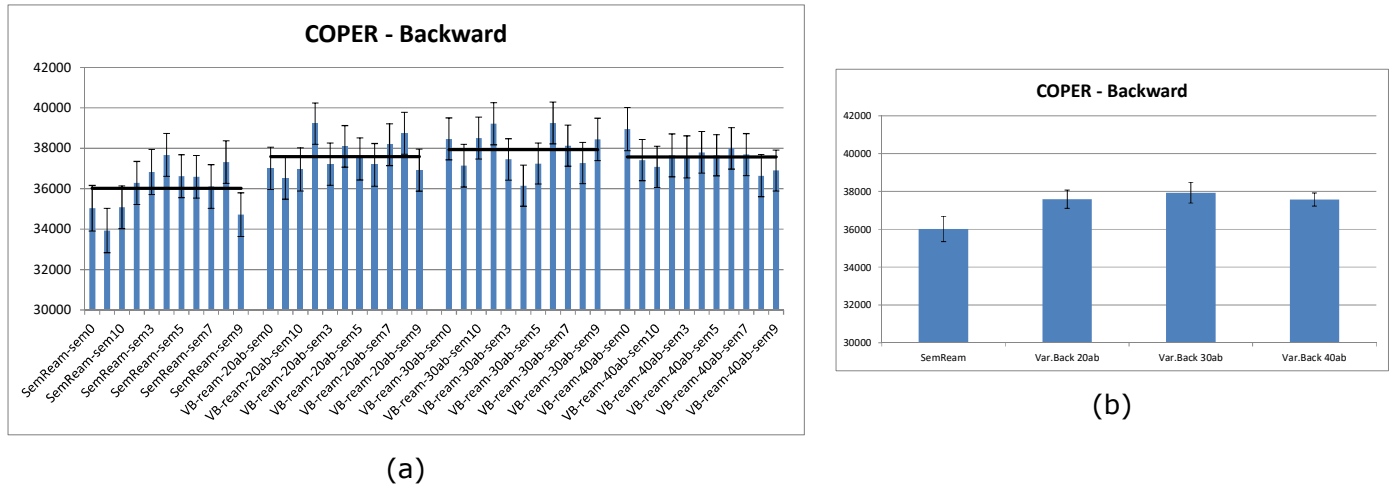


Figura 4.14– Análise do valor esperado do custo total de operação – COPER. PMO Out 2012.

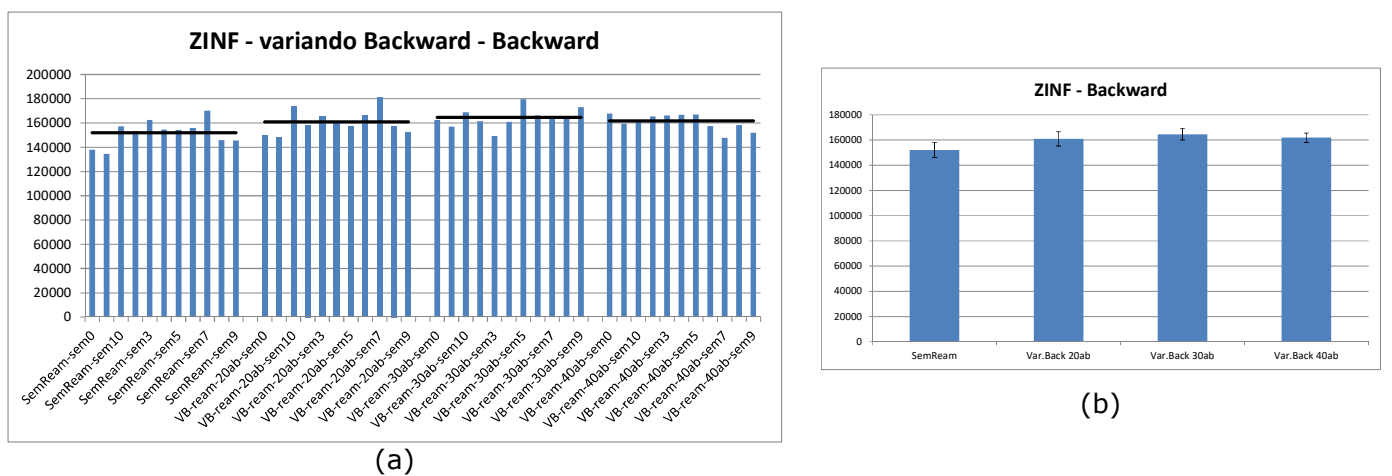


Figura 4.15– Análise do limite inferior do valor esperado do custo total de operação –ZINF. PMO Out 2012

As mesmas observações podem ser realizadas para a estimativa do limite inferior do valor esperado do custo total de operação – vide Figura 4.15(a) e Figura 4.15(b).

Da Figura 4.16 observa-se que (i) a adoção da reamostragem traz uma maior aversão a risco, para diferentes números de cenários *backward*; (ii) a adoção de reamostragem reduz a variabilidade do valor esperado da energia não suprida quando comparada à não adoção de reamostragem; (iii) a variabilidade das duas variáveis analisadas não se reduz ao aumentar o número de cenários *backward* de 20 para 30 e de 30 para 40, a redução da variabilidade não é expressiva.

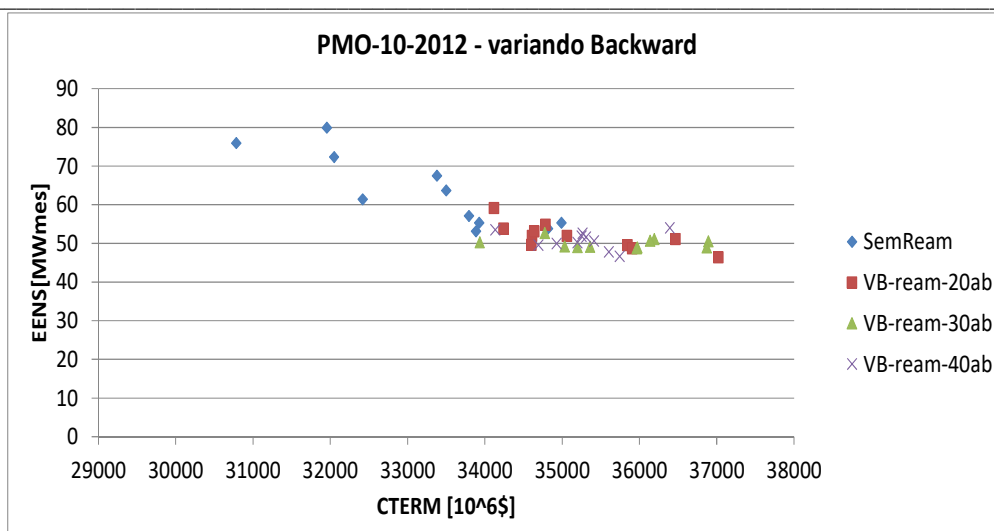


Figura 4.16– Análise de “trade-off” entre o valor esperado do custo de geração térmica e valor esperado da energia não suprida.

A tabela 4.2 apresenta os tempos computacionais obtidos com os dois casos estudados, sem e com adoção de reamostragem e para diferentes números de cenários da recursão *backward*, todos com 45 iterações e utilizando 72 núcleos de processamento. Observa-se inicialmente um acréscimo de 2% aproximadamente com a adoção do processo de *reamostragem plena* com passo 3, mas ainda considerando 20 cenários *backward*, no PMO Set 2017 e no PMO Out 2012. Já quando se aumenta o número de cenários *backward* para 30 ou 40, o acréscimo no tempo computacional é de 20% e 45% respectivamente no PMO Set 2017 e, 15% e 30% respectivamente no PMO Out 2012.

Tabela 4.2– Tempos computacionais variando-se o número de cenários da recursão *backward*.

	PMO Set 2017	PMO Out 2012
Sem reamostragem	5h08	4h08
ReamPlenaP3 20ab	5h15	4h14
ReamPlenaP3 30ab	5h55	5h00
ReamPlenaP3 40ab	6h42	6h01

4.4 Análise da Função de Custo Futuro e Critério de Parada

As seções 4.1 a 4.3 tiveram como objetivo avaliar o impacto da reamostragem, bem como o passo associado, na redução da variabilidade de variáveis de interesse no planejamento da expansão, planejamento da operação, cálculo do preço de liquidação de diferenças e comercialização de energia.

O objetivo desta seção é avaliar o ganho de qualidade na política de operação, descritas pelo conjunto de funções de custo futuro em cada um dos estágios, as quais são construídas com a aplicação da

reamostragem no algoritmo de PDDE. A análise dos benefícios obtidos podem subsidiar a ratificação ou o ajuste do critério de parada atualmente empregado para finalizar o algoritmo de PDDE.

Esta avaliação, no entanto, será conduzida, considerando-se dois valores para o número de cenários da recursão *backward*, a saber, 20, atualmente empregado nas aplicações listadas anteriormente, e também 30. O aumento do valor deste parâmetro foi recomendado em [23]. O método de reamostragem utilizado foi *reamostragem plena* com passo 3, que apresentou melhor desempenho nas análises efetuadas nas seções prévias.

As análises apresentadas nesta seção serão primeiramente conduzidas para o PMO de Set 2017 e posteriormente repetidas para outros estudos de interesse em que o modelo NEWAVE é empregado.

A Figura 4.17 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 e com a adoção da *reamostragem plena* com passo 3 e 30 cenários para a recursão *backward*. Observa-se um crescimento do valor de ZINF a partir da 12ª iteração quando comparado ao caso sem adoção de reamostragem. Este crescimento decorre de uma avaliação mais abrangente, pela simulação *forward*, da árvore de cenários de aflúncias aos REEs no algoritmo de PDDE, proporcionada pela *reamostragem plena*.

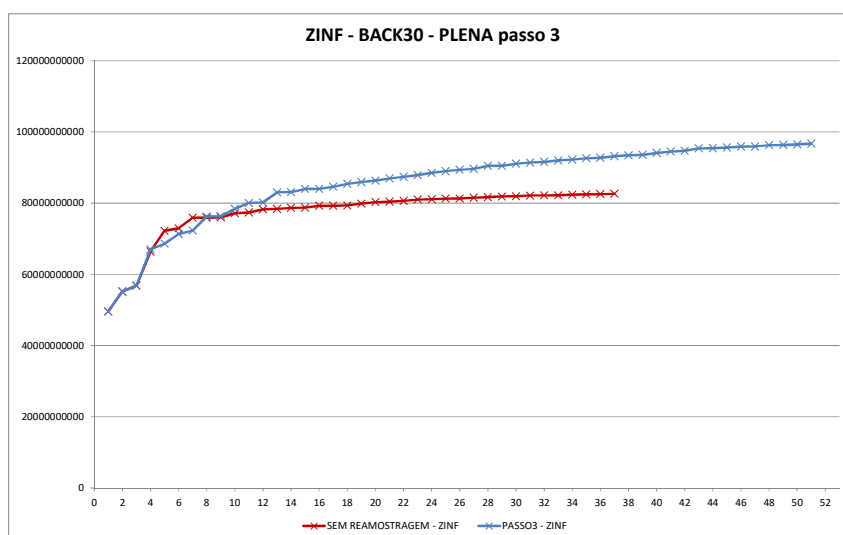


Figura 4.17– Evolução do ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

Já a Figura 4.18 apresenta a diferença do valor do ZINF de uma iteração com o da iteração anterior sem e com adoção da *reamostragem plena* passo 3 (delta de ZINF). O caso sem adoção de reamostragem convergiu na 32ª iteração e o caso com reamostragem convergiu na 52ª iteração considerando o critério atual de parada (delta de ZINF abaixo de 0,2% por três iterações sequenciais).

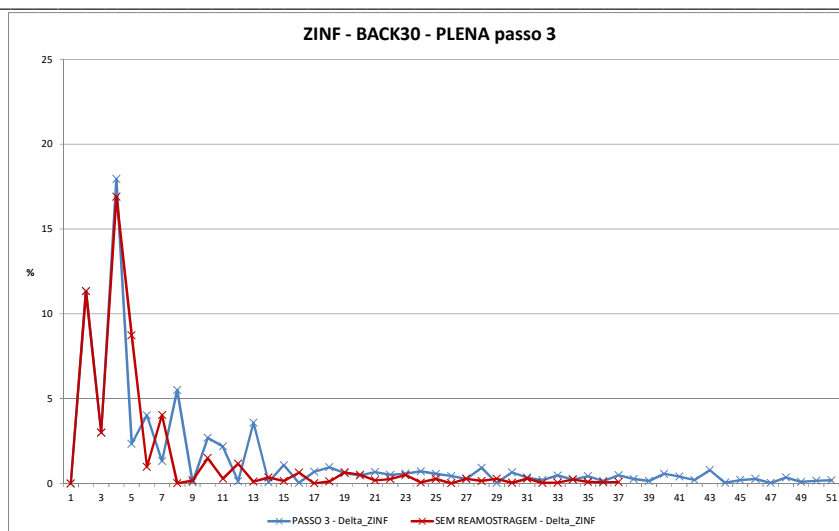


Figura 4.18– Evolução do delta de ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

Observa-se que quando não se adota a reamostragem, os valores de delta de ZINF tendem a diminuir mais rapidamente do que quando se adota a reamostragem. Em princípio, este comportamento indicaria que com reamostragem seria necessário um número maior de iterações para se obter o mesmo patamar de variação do delta de ZINF do caso sem reamostragem. No entanto, conforme já destacado na Figura 4.17, a partir da 12ª iteração o valor do ZINF calculado pela *reamostragem plena* é sempre superior ao do caso sem reamostragem. Assim, torna-se necessário complementar esta análise com a verificação do impacto de um número maior de iterações em variáveis como o custo de geração térmica e valor esperado da energia não suprida. Esta análise será verificada mais adiante, ainda nesta seção.

O valor de ZINF é dado pelo valor esperado do custo total de operação obtido a partir da solução dos problemas do primeiro estágio, utilizando os cenários da simulação *forward*. O custo total de operação de cada um dos cenários é dado pela soma do custo de operação do primeiro estágio mais o custo futuro do estágio 2 até o final do horizonte de estudo; o custo futuro é fornecido pela função de custo futuro (FCF) ao ser consultada com os armazenamentos dos REEs ao final do estágio 1, obtidos da solução do problema, e com as energias afluentes de cada cenário. Outra investigação realizada sobre a qualidade da FCF foi avaliá-la levando em consideração outros níveis de armazenamento dos REEs. Foi calculado o custo total de operação do estágio 2 até o final do período de estudo considerando, para cada cenário de energias afluentes da simulação *forward*, cinco possibilidades de níveis de armazenamento nos REEs, resultando no total em 1.000 pontos. A Tabela 4.3 lista os níveis de armazenamento selecionados para esta consulta.

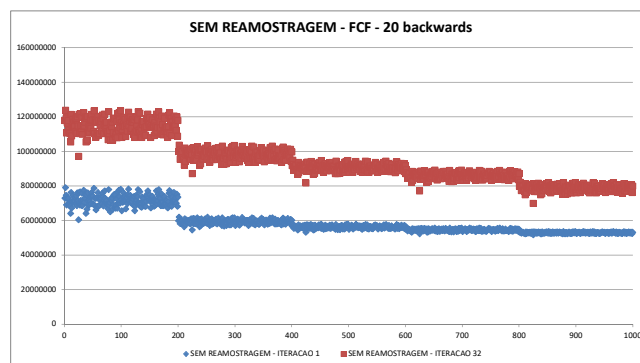
Tabela 4.3- Níveis de armazenamento considerados para consulta à função de custo futuro.

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

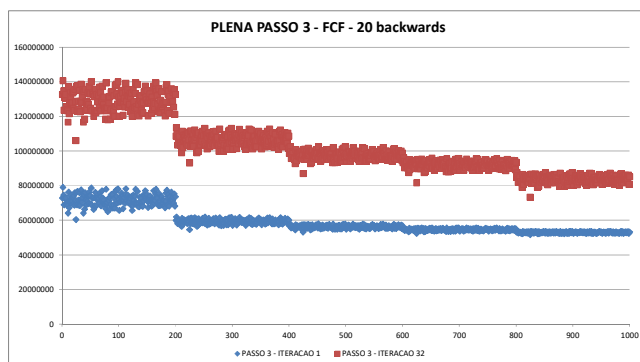
A Figura 4.19 apresenta o valor do custo total de operação obtido da FCF para cada um dos 1.000 pontos (compostos por níveis de armazenamento e energias afluentes passadas nos 12 REEs considerados), nas situações de sem e com adoção da *reamostragem plena*. O conjunto de pontos em azul utilizaram a FCF resultante da primeira iteração do algoritmo da PDDE, em vermelho da 32ª iteração e em verde da 52ª iteração. O primeiro bloco de valores estão associados aos níveis de armazenamento mais baixos (nível 5 da Tabela 4.3) acarretando em custos de operação mais elevados e, por sua vez, o último bloco de valores estão associados aos níveis de armazenamento mais altos (nível 1 da Tabela 4.3). 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 32ª iteração percebe-se que:

- i. Os valores da função de custo futuro obtidos com *reamostragem plena* 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 a 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 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;

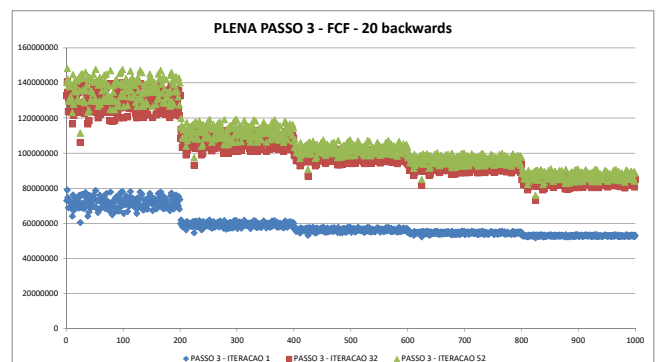
- iv. Os valores obtidos na 32ª iteração quando comparados à 1ª iteração são significativamente diferentes, indicando que a FCF recebeu novos cortes de Benders, que promoveram ganhos operativos. Isto é mais significativo quando se considera a adoção de reamostragem.
- v. Quando se considera a *reamostragem plena*, os valores obtidos na 52ª iteração já não são tão diferentes àqueles obtidos na 32ª iteração, indicando que os novos cortes de Benders adicionados à FCF entre estas duas iterações já não trazem ganhos operativos tão significativos.



(a)



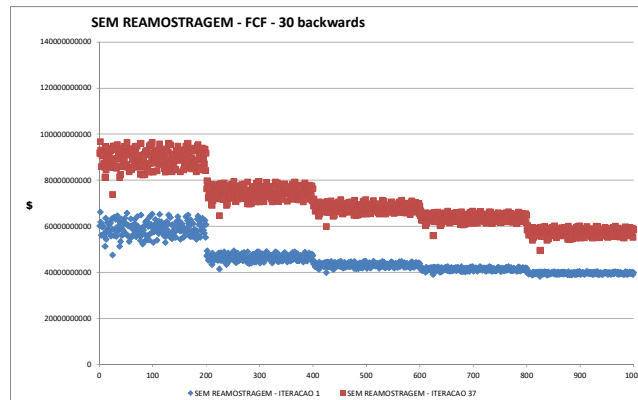
(b)



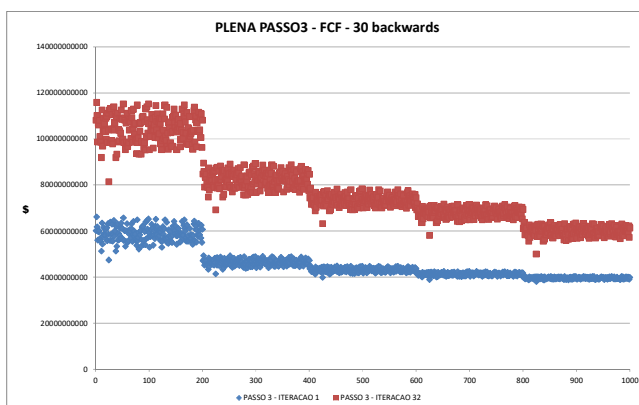
(c)

Figura 4.19– Avaliação da FCF em 1.000 diferentes condições de hidrologia e níveis de armazenamento – 20 cenários *backward*.

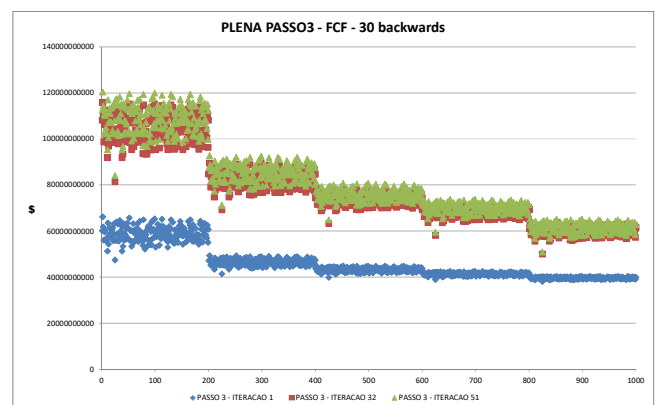
A Figura 4.20 apresenta os mesmos resultados obtidos para a Figura 4.19, mas considerando 30 cenários para a recursão *backward* do algoritmo de PDDE. Nesta situação, os casos sem e com *reamostragem plena* passo 3 convergem na 32ª iteração e na 51ª iteração respectivamente. A análise dos resultados leva às mesmas conclusões anteriores. Adiciona-se que as diferenças entre os valores de custo futuro obtidos nas iterações 32 e 52 são ainda menores.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.20– Avaliação da FCF em 1.000 diferentes condições de hidrologia e níveis de armazenamento – 30 cenários *backward*.

A Figura 4.21 apresenta a evolução da consulta à FCF com os 1.000 valores de níveis de armazenamento e condições de hidrologia, obtendo-se um custo de operação médio para cada iteração do algoritmo de PDDE. Novamente, se observa uma melhoria na política de operação com a adoção da *reamostragem plena*.

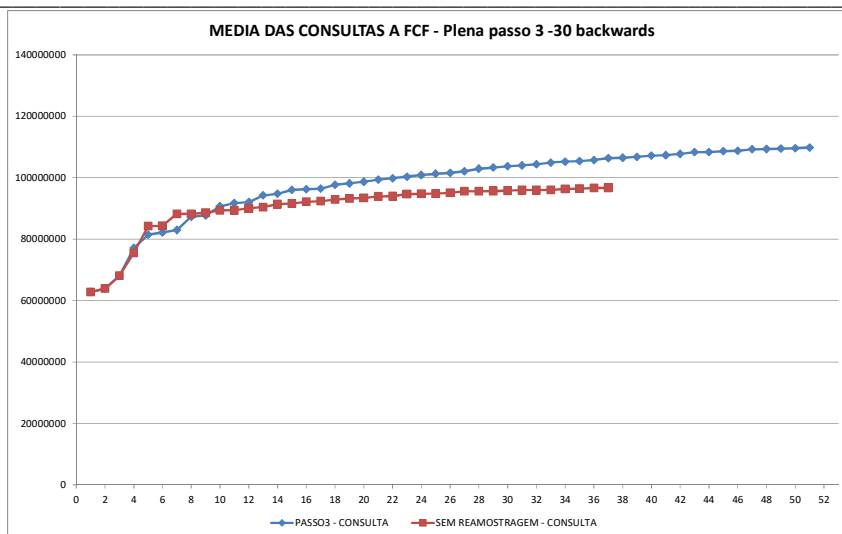
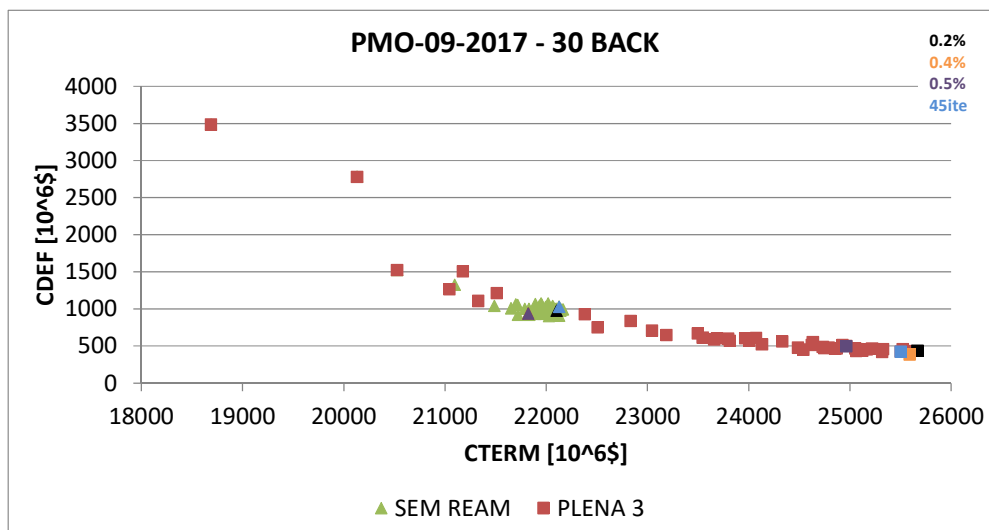


Figura 4.21– Evolução da consulta à FCF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

A Figura 4.22 ilustra uma análise de “trade-off” a partir das variáveis custo esperado de geração térmica e valor esperado de energia não-suprida, sem e com a consideração de *reamostragem plena* passo 3, e também com 20 (a) e 30 (b) cenários para a recursão *backward* do algoritmo de PDDE. Cada ponto da figura corresponde a uma iteração da PDDE.



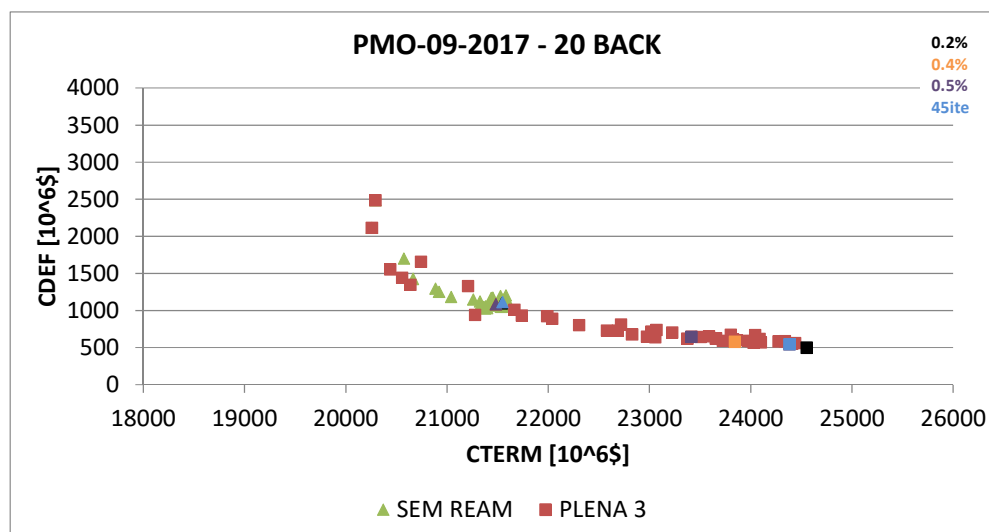


Figura 4.22– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida.

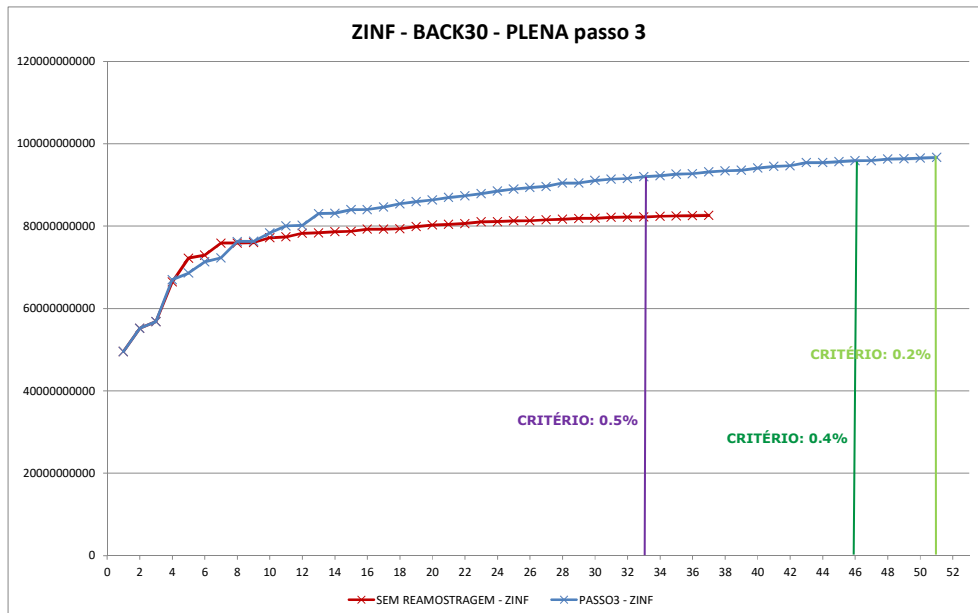
Independente do número de cenários *backward*, observa-se que:

- i. A evolução da relação entre as duas variáveis estudadas ao longo das iterações é muito maior quando se considera a reamostragem;
- ii. Com a reamostragem, obtêm-se os menores valores para o custo esperado da energia não suprida;
- iii. A adoção de reamostragem introduz uma maior aversão ao risco.

Adicionalmente, foram marcados os pontos correspondentes às iterações de convergência com critério de parada igual a 0,2%, 0,4%, 0,5% e também com 45 iterações. Observa-se que os pontos obtidos com o critério de parada 0,2% e 45 iterações são muito semelhantes. Quando se adota o critério de parada 0,4% verifica-se que há redução do custo esperado de geração térmica, porém sem variação relevante no valor esperado da energia não suprida, indicando que há redução nos custos operacionais do sistema, sem comprometer a sua segurança. Ou, de outro ângulo, quando se muda o critério de parada de 0,4% para 0,2%, há um aumento nos custos operacionais sem o consequente aumento na segurança do sistema. Já quando se adota o critério de 0,5%, o custo esperado de geração térmica ainda reduz um pouco mais acompanhado de um ligeiro aumento no custo esperado da energia não suprida.

Repetindo a Figura 4.17 com a marcação dos pontos correspondentes aos critérios de parada 0,2%, 0,4%, 0,5%, podemos observar que se adotando o critério de 0,4% o ganho no valor de ZINF ainda é

muito expressivo com relação ao caso atual (sem reamostragem), propiciando ainda o benefício de se reduzir o número de iterações e, por consequência, o tempo computacional do algoritmo de PDDE.



Outra análise interessante foi construir o gráfico de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida, a cada iteração do algoritmo de PDDE, a partir dos resultados das simulações com os 200 cenários do passo *forward*. A Figura 4.23 ilustra os resultados.

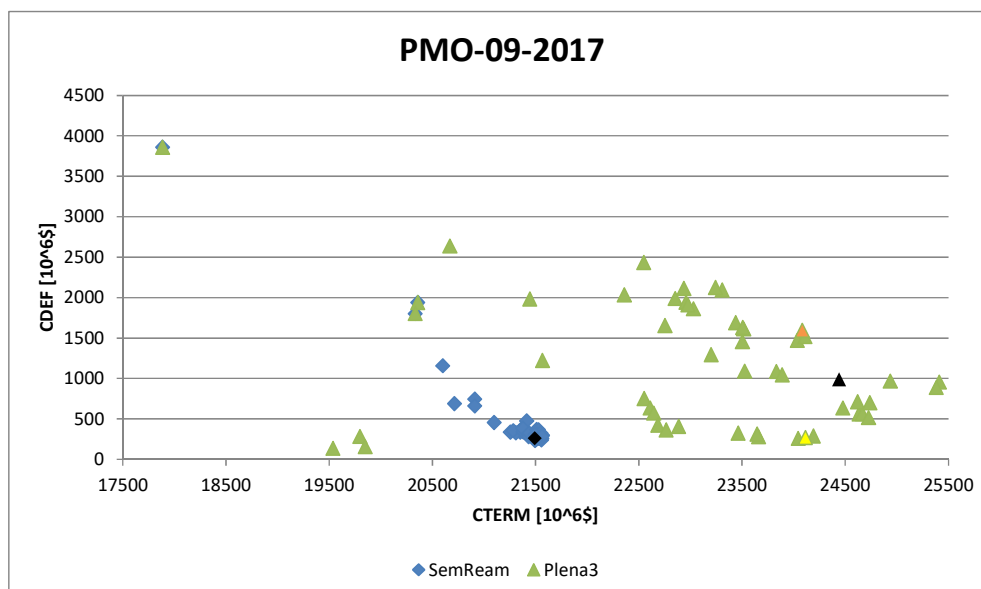


Figura 4.23– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida a cada iteração da PDDE.

É interessante notar que, no caso que não adota reamostragem, os resultados de cada uma das iterações da PDDE não apresentam muita dispersão quando comparados aos resultados ao se adotar reamostragem. Neste último caso, percebe-se claramente que os cenários considerados nas reamostragens apresentam particularidades entre si, que são capazes de impactar as variáveis analisadas (custo de geração térmica e custo de déficit) e, portanto, induzir a construção de novos cortes de Benders, resultando em uma política de operação mais robusta.

Análises semelhantes foram realizadas para os seguintes casos: PMO Mar 2014, PMO Out 2012, Leilão A-4 2018 e PDE 2026. Os resultados obtidos levaram às mesmas conclusões apresentadas com relação aos PMOs Set 2017 e Out 2012

5 Conclusões

Este relatório apresentou os aspectos metodológicos relativos às técnicas de reamostragem de cenários hidrológicos e os recentes aprimoramentos que viabilizaram a sua implementação no modelo NEWAVE. Duas abordagens metodológicas foram investigadas – a *reamostragem por recombinação* e a *reamostragem plena*, para as quais foram analisados vários aspectos relacionados ao desempenho do processo de reamostragem, tais como o passo da reamostragem (i.e., a frequência de iterações em que a reamostragem é aplicada) e seus impactos na melhoria da função de custo futuro e na redução da variabilidade amostral e/ou maior estabilidade dos resultados. Para isso foram estudados os comportamentos de variáveis-chaves de saída do modelo NEWAVE, e.g., custos totais de operação, custos marginais de operação, geração térmica, e o *trade-off* entre economicidade e segurança do sistema, descrito pelas variáveis valores esperados da energia não suprida e custo de geração térmica, incluindo os seus valores esperados, dispersões, evoluções temporais e estabilidade. Por fim, foram discutidas alternativas para avaliação da convergência do processo iterativo da PDDE quando se considera essas técnicas de reamostragem.

Os resultados apontaram que as técnicas de reamostragem, em especial a *reamostragem plena* com passo 3 foram eficientes e eficazes em melhorar a função de custo futuro e em reduzir a variabilidade amostral, proporcionando, em consequência, uma maior estabilidade nos resultados.

A maior estabilidade nos resultados proporcionada pela *reamostragem plena* com passo 3 permitiu revisitar o critério de parada de 0,2% da PDDE, atualmente adotado, verificando-se que o mesmo pode provocar um aumento nos custos operacionais sem o conseqüente aumento na segurança do sistema. Já quando se adota o critério de 0,4%, há redução do custo esperado de geração térmica, porém sem variação relevante no valor esperado da energia não suprida, indicando que há redução nos custos operacionais do sistema, sem comprometer a sua segurança.

6 Referências

- [1] 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
- [2] 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*, Junho 1993.
- [3] M.E.P. Maceira, C.V. Bezerra, "Stochastic Streamflow model for Hydroelectric Systems", In: *Proceedings of 5th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, pp. 305-310, Vancouver, Canada, Set. 1997.
- [4] 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 Conference*, Stockholm, Sweden, Ago. 2011.
- [5] 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.
- [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] A.Shapiro, "Analysis of stochastic dual dynamic programming method", *European Journal of Operational Research*, v.209, pp 63-72, 2011.
- [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, 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.
- [10] M.E.P. Maceira, L.A. Terry, F.S. Costa, J.M. Damázio, A.C.G. Melo, "Chain of Optimization Models for Setting the Energy Dispatch and Spot Price in the Brazilian System", *14th PSCC - Power Systems Computation conference*, Sevilla, Spain, 2002.
- [11] 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, 2008.
- [12] 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*, Dublin, Ireland, 2018.
- [13] R. Van Slyke, R. J-B Wets, "L-shaped linear programs with application to optimal control and stochastic programming", *SIAM Journal on applied mathematics*, v.17, pp. 638-663, 1969.
- [14] J.R.Birge, "Decomposition and partitioning methods for multistage stochastic linear programs", *Operations Research*, v.33, n.5, pp 989-1007, 1985.

-
- [15] J.L. Higle, B. Rayco, S. Sen, "Stochastic scenario decomposition for multistage stochastic programs", *IMA Journal of Management Mathematics*, v.21, pp. 39-66, 2010.
- [16] C.J.Donohue, J.R.Birge, "The Abridged Nested Decomposition method for multistage stochastic linear programs with relatively complete recourse", *Algorithmic Operations Research*, v,1, pp 20-30, 2006.
- [17] M. Hindsberger, A.B. Philpott, "Resa: A method for solving multistage stochastic linear programs". In: *Stochastic Programming '01*, Berlin, Germany, 2001.
- [18] Z.L.Chen, W.B.Powell, "Convergent cutting-plane and partial-sampling algorithm for multistage stochastic linear programs with recourse", *Journal of Optimization Theory and Applications*, v.102, n. 3, pp. 497-524.
- [19] V.L.Matos, A.B.Philpott, E.C.Finardi, Z.Guan, "Solving long-term hydrothermal scheduling problems", *Proceedings of 17th Power Systems Computation Conference - PSCC*, Stockholm, Sweden, Aug, 2011.
- [20] T.H.Mello, V.L.Matos, E.C.Finardi, "Sampling strategies and stopping criteria for stochastic dual dynamic programming: a case study in long-term hydrothermal scheduling", *Energy Systems*, vol 2, pp 1-31, Jan. 2001.
- [21] Referência do condicionado e não condicionado.
- [22] UFSC, Tractebel, Labplan, "Plataforma Computacional Para o Cálculo da Política Ótima de Geração no Horizonte de Médio Prazo do Sistema Interligado Nacional", Relatório P&D ANEEL PE 0403-0108, Maio 2011.
- [23] D.D.J. Penna, M.E.P. Maceira, A.L. Diniz, A.C.G. Melo, F. Treistman, "Análise do Comportamento do Custo Marginal de Operação do Modelo NEWAVE ao se Passar de 9 Para 12 Reservatórios Equivalentes de Energia", Relatório CEPEL 27538/2017, Dezembro 2017.

7 Anexo – Resultados para os Casos PMO Mar 2014, PMO Out 2012, Leilão A-4 2018 e PDE 2026

PMO Mar 2014

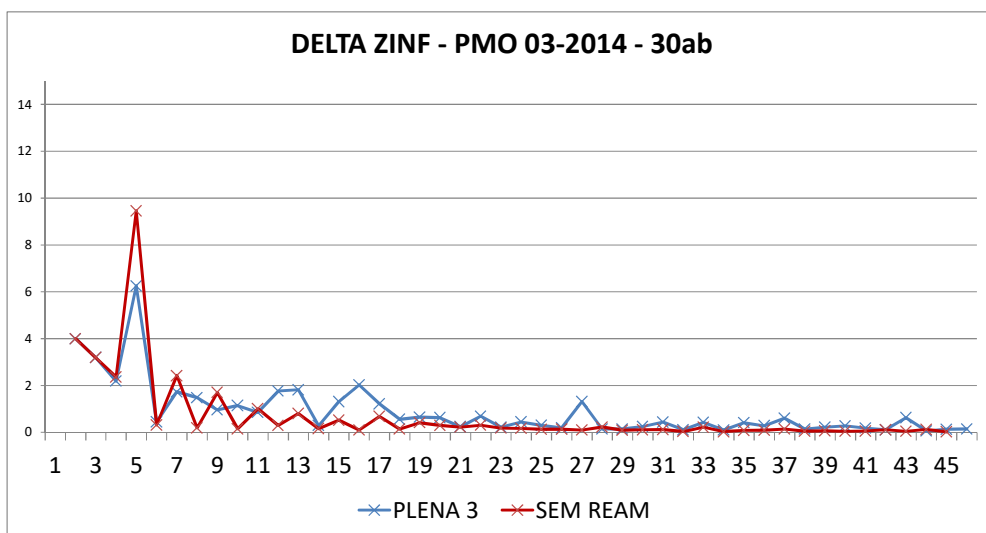
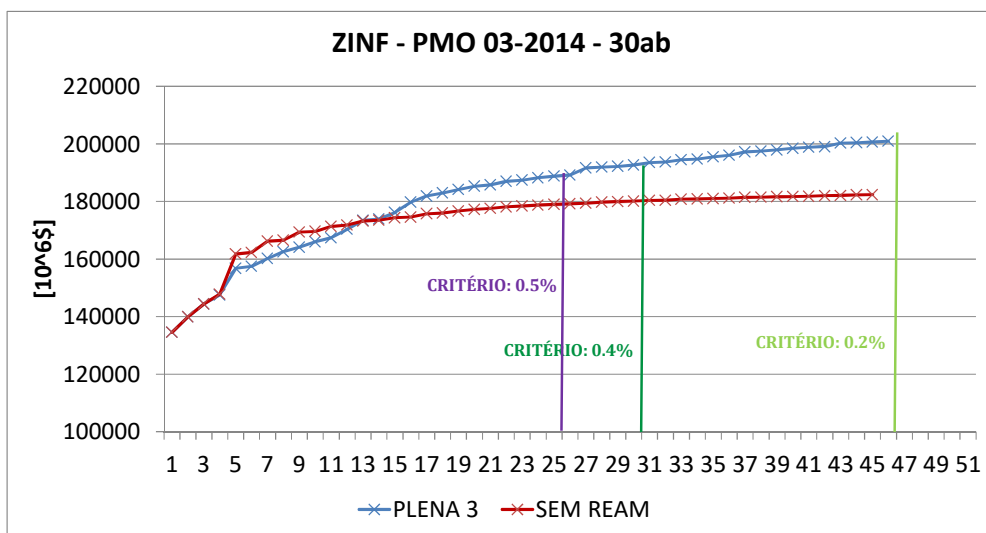


Figura A.1- Evolução do ZINF e do delta de ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

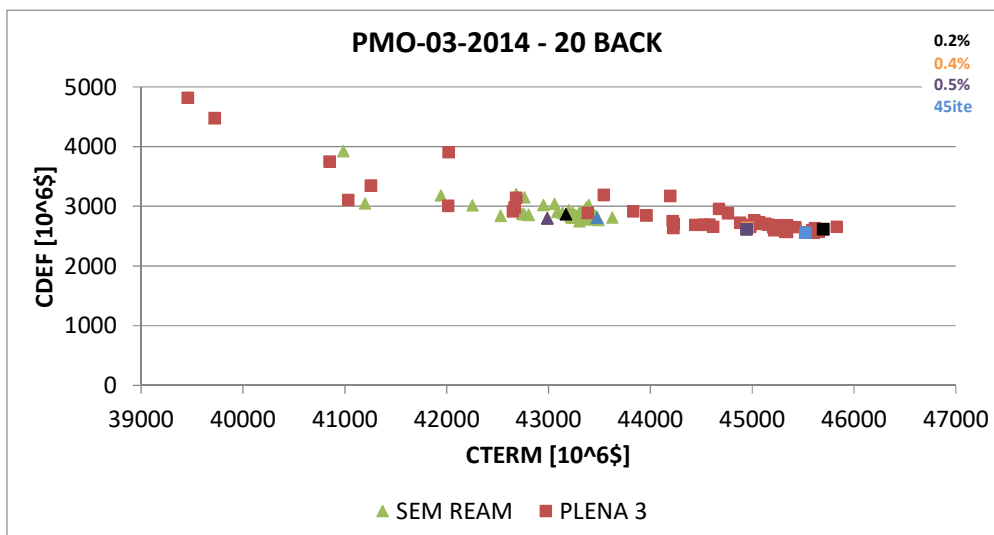
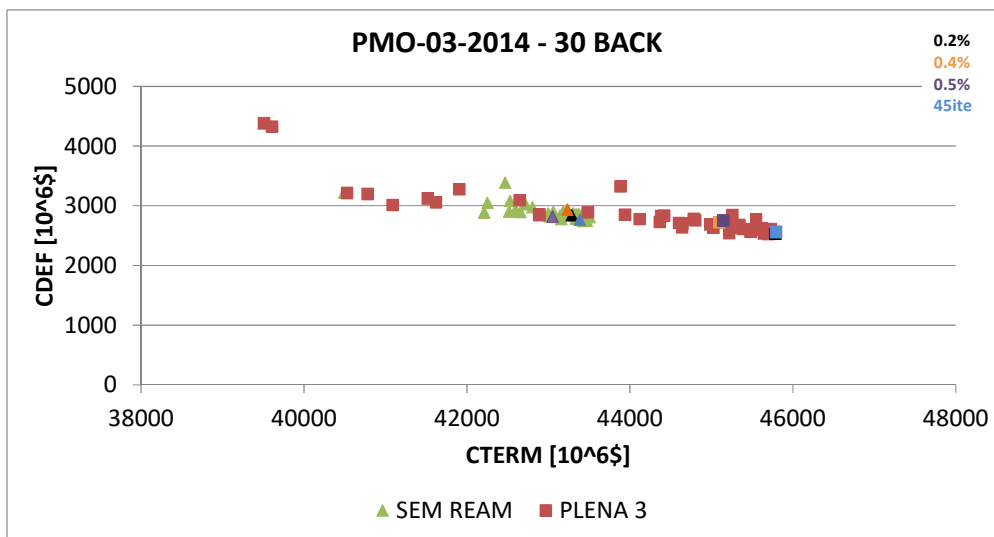


Figura A.2– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida.

PMO Out 2012

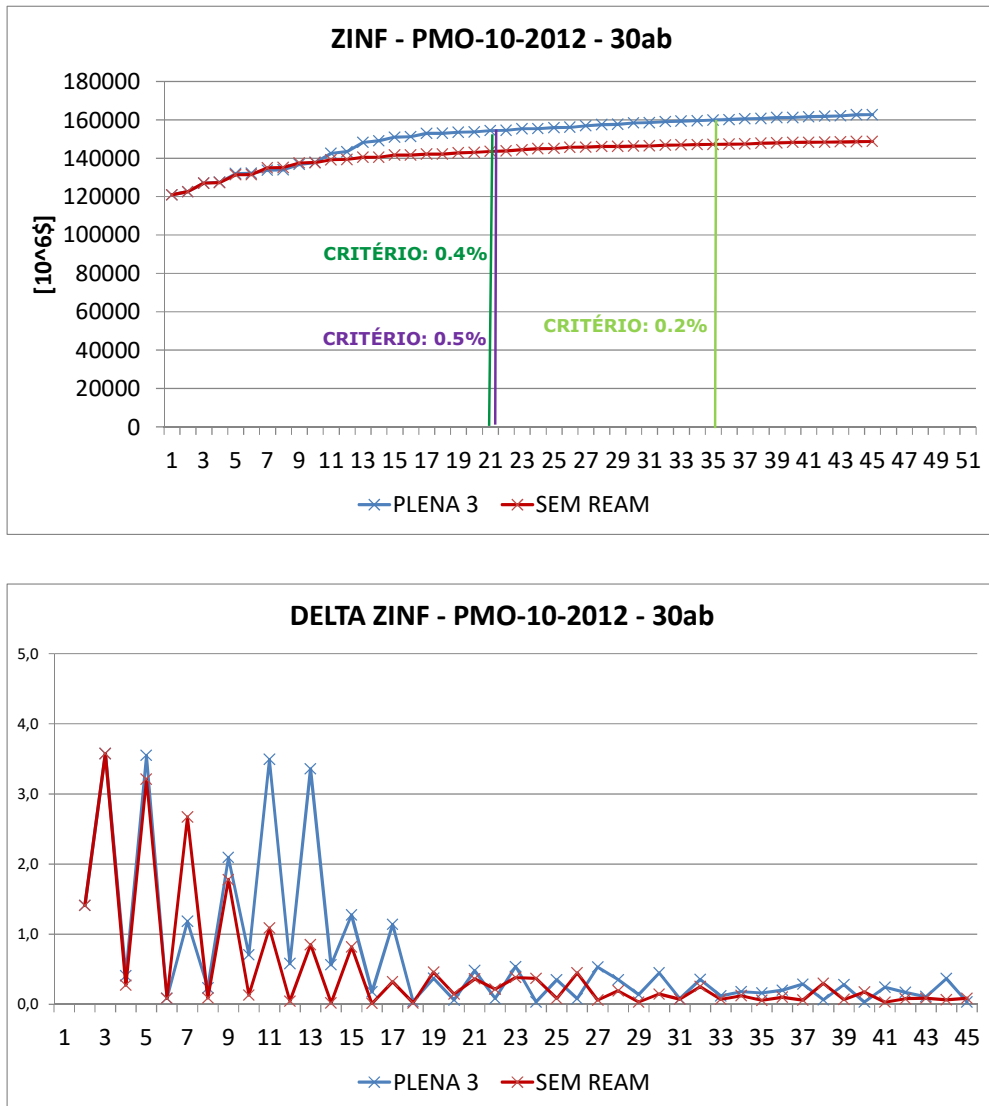


Figura A.3– Evolução do ZINF e do delta de ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

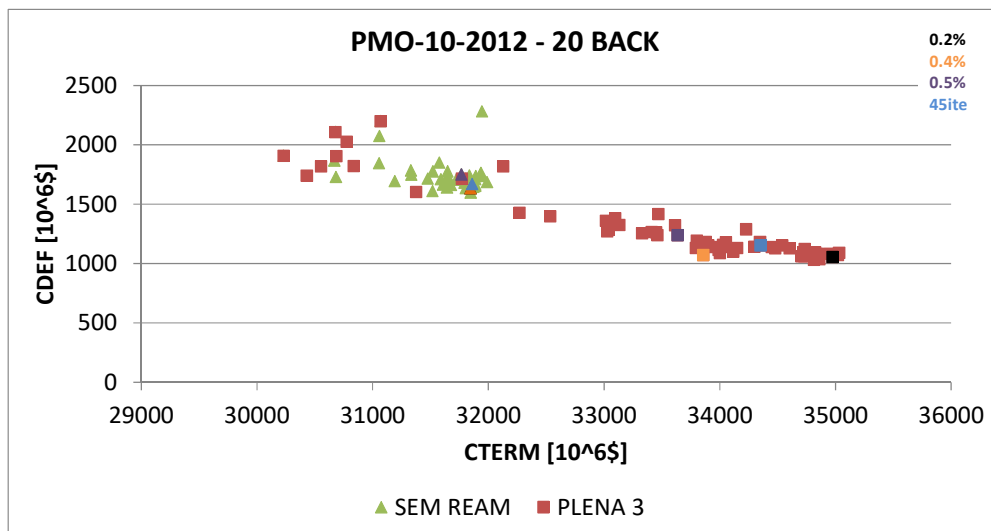
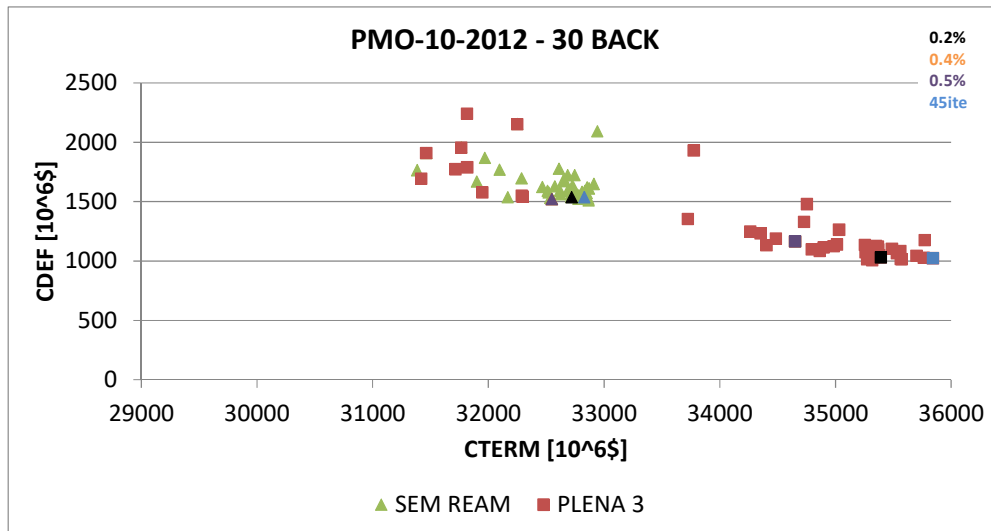


Figura A.4– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida.

Leilão A-4 2018

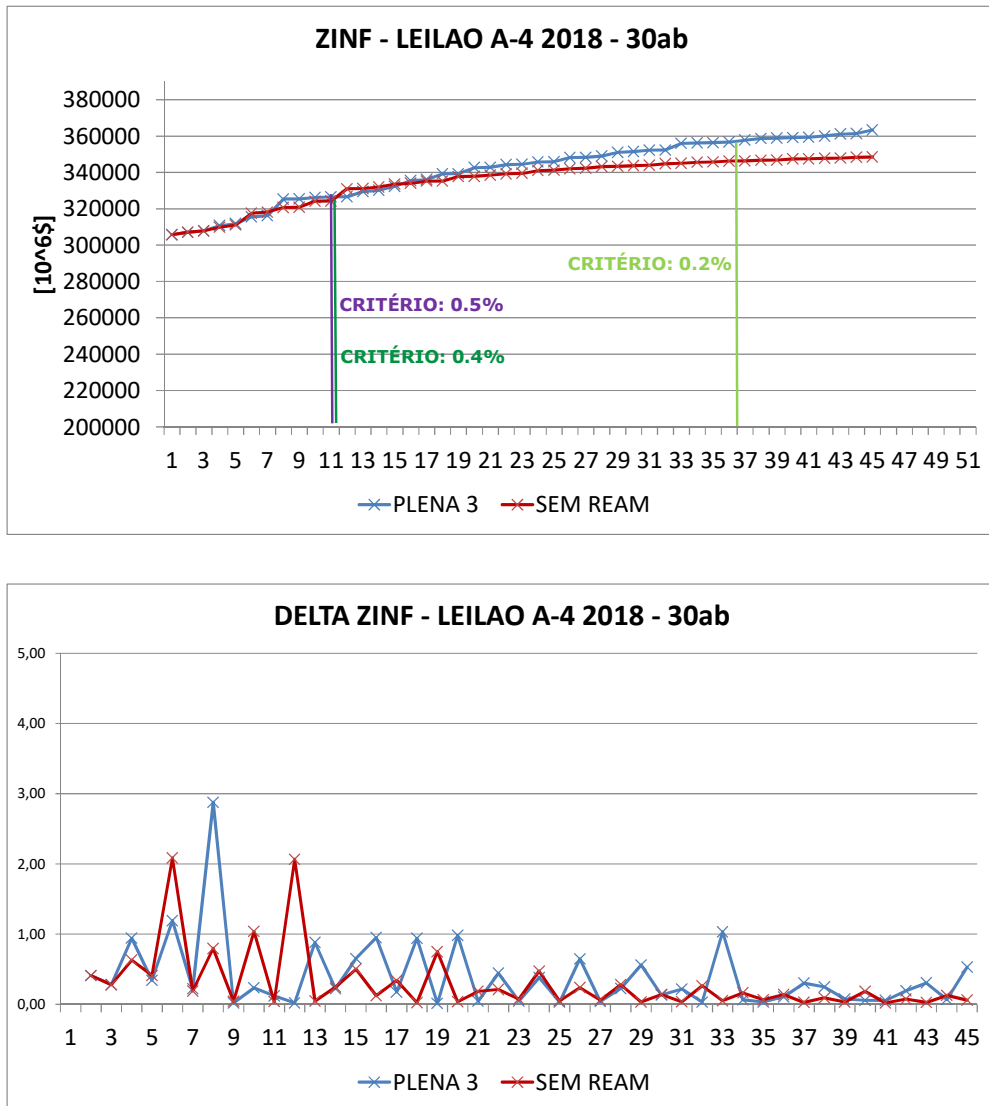


Figura A.5– Evolução do ZINF e do delta de ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

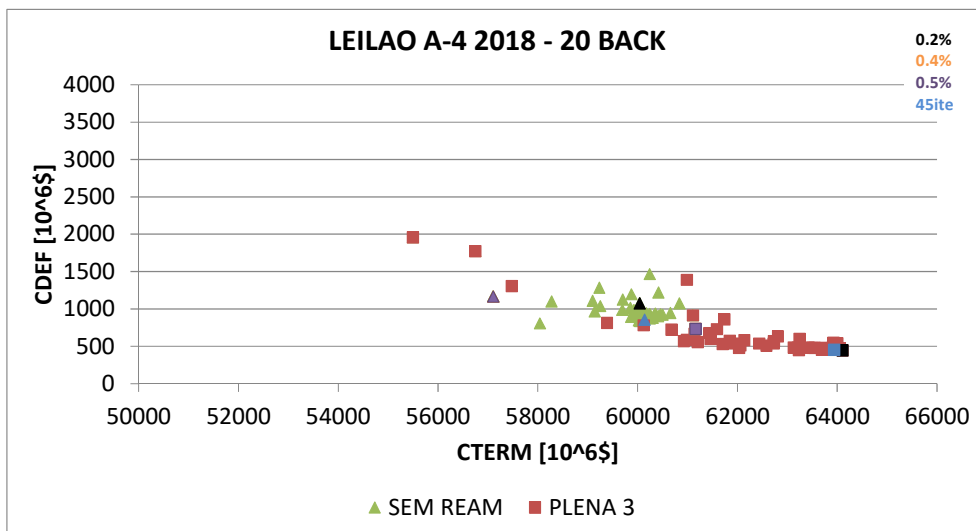
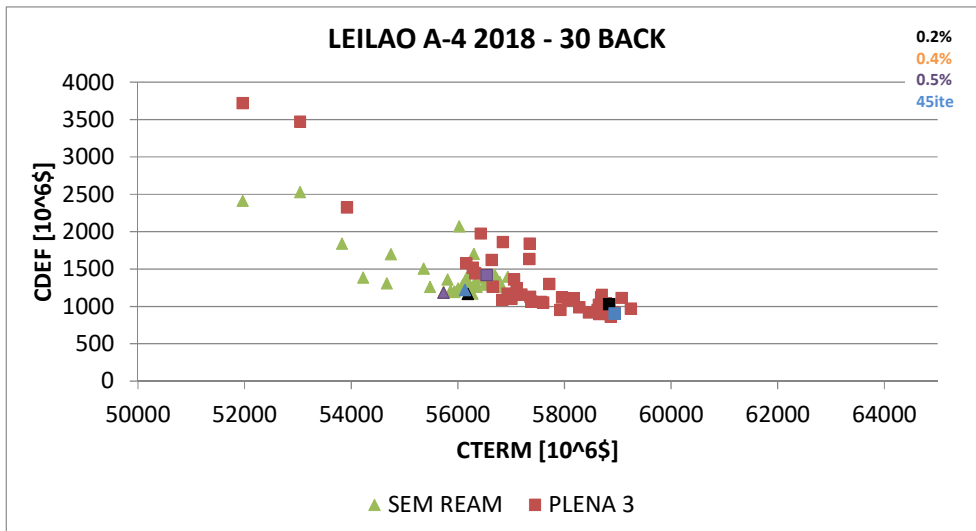


Figura A.6– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida.

PDE 2026

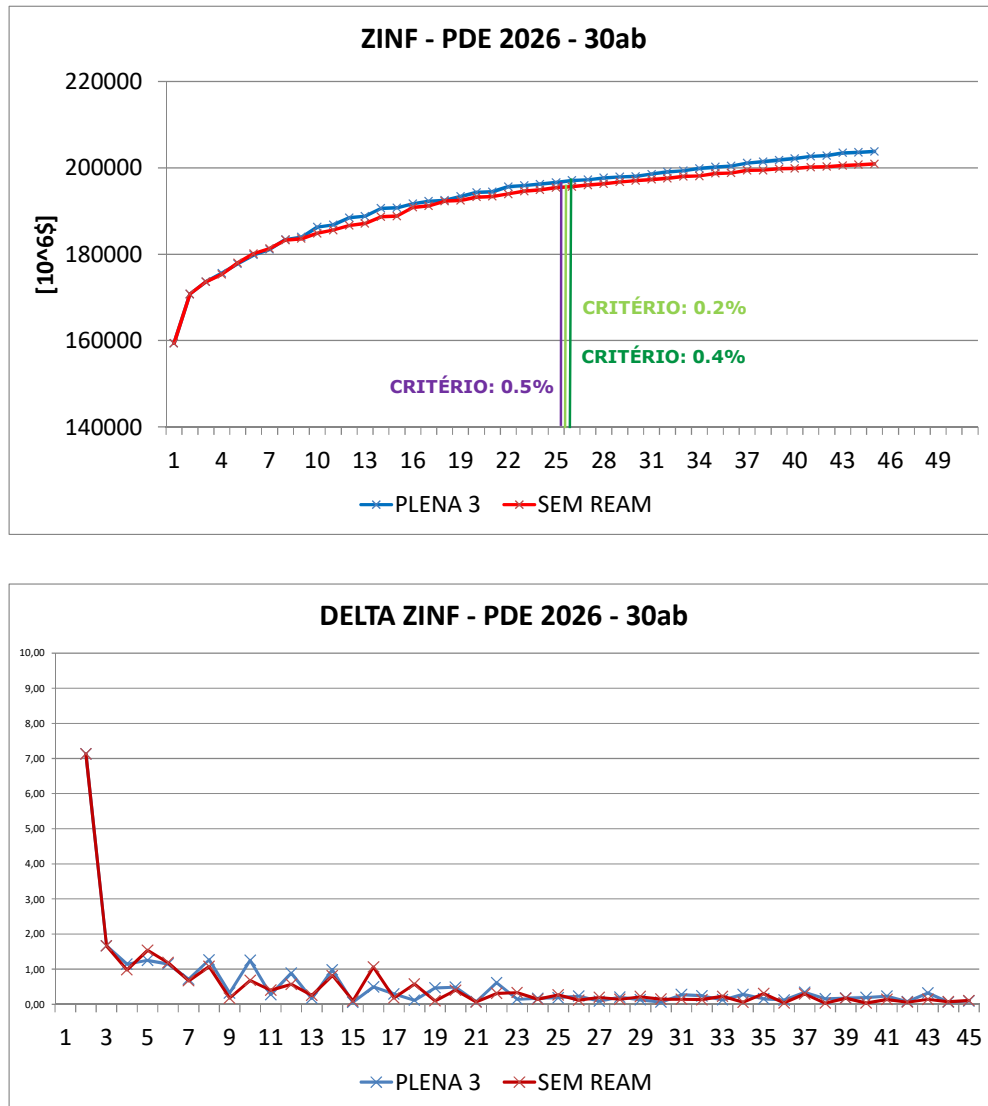


Figura A.7– Evolução do ZINF e do delta de ZINF ao longo das iterações do algoritmo de PDDE.

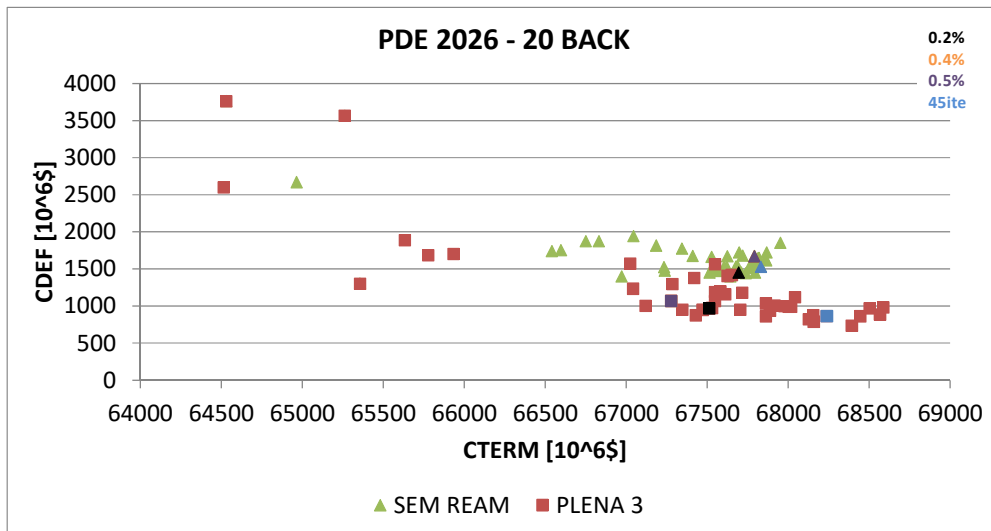
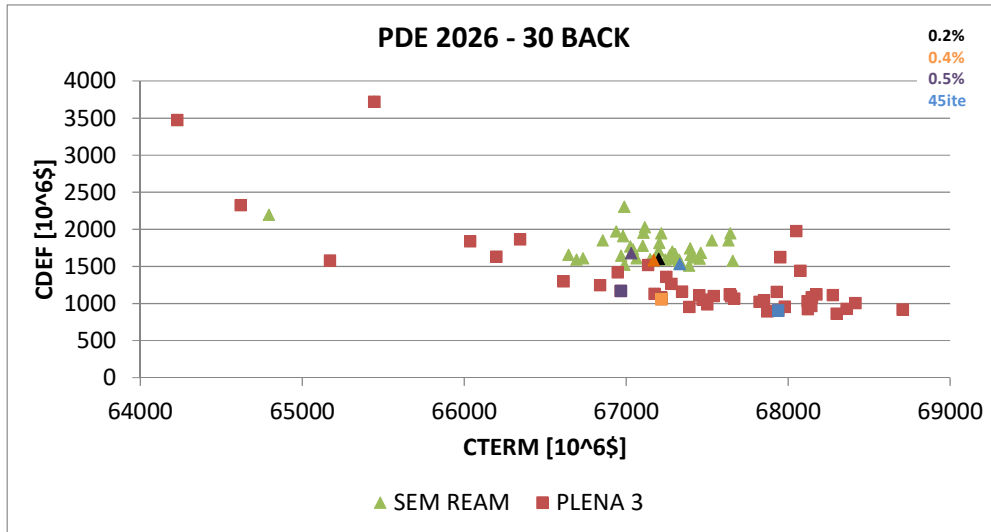


Figura A.8– Análise de “trade-off” entre os valores esperados do custo de geração térmica e da energia não suprida.