

## **3**

### **Planejamento da Operação de Médio Prazo**

#### **3.1.**

##### **Considerações Iniciais**

Diversos métodos têm sido propostos para a solução do problema de planejamento energético de médio prazo de sistemas hidrotérmicos interligados, tais como os métodos baseados em algoritmos de fluxos em rede (Rosenthal, 1981 e Oliveira, 1992), os métodos que combinam programação linear com programação dinâmica (Yeh et al, 1992), e aqueles que utilizam decomposição de Benders multi-estágio (Pereira & Pinto, 1991; Rotting & Gjesviska, 1992; Maceira et al, 2002).

No modelo NEWAVE, o problema de planejamento da operação energética de médio prazo é representado por um problema de programação estocástica linear multi-estágio. A técnica utilizada para encontrar a solução ótima é a PDDE, proposta por Pereira & Pinto (1991), baseada na decomposição de Benders (Benders, 1962). A formulação da PDDE atualmente empregada no modelo leva em conta a correlação temporal das afluições aos reservatórios (Maceira, 1993). Assim, consideram-se como variáveis de estado do problema o armazenamento no início do período e as afluições passadas (tendência hidrológica).

Os primeiros métodos de decomposição desenvolvidos para resolver problemas de programação linear estocástico percorriam a árvore de cenários em sua totalidade, como o método L-shaped (Van Slyke & Wets, 1969) para 2 estágios e o método de decomposição aninhada, proposto por Birge (1985) para casos multi-estágio. Para problemas onde a árvore de cenários apresenta uma cardinalidade elevada, percorrer a árvore em sua totalidade é impossível do ponto de vista computacional ou prático. Para contornar este problema foram desenvolvidos diversos métodos que utilizam técnicas de amostragens para selecionar uma sub-árvore de cenários com tamanho reduzido. O primeiro método a fazer uso da amostragem em programação estocástica foi o PDDE. Outras abordagens para resolver problemas de programação estocástica multi-estágio foram sugeridas, dentre as quais se destacam os métodos de

decomposição aninhada reduzida – AND - (Donohue & Birge, 2006), de amostragem reduzida – ReSa (Hindsgerber & Philpott, 2001) e o algoritmo de planos cortantes e amostragem parcial – CUPPS – (Chen & Powell, 1999). Segundo Hindsgerber & Philpott (2001), o método AND tem bom desempenho para árvores com poucos estágios e muitas aberturas, enquanto a PDDE é melhor para árvores com muitos estágios e poucas aberturas, já o método ReSa incorpora idéias do método AND para árvores com muitos estágios e poucas aberturas.

Em (Philpott & Guan, 2007) é apresentada a prova de convergência para estes métodos em um número infinito de iterações. Neste artigo, os autores não analisam a robustez dos algoritmos com relação à árvore completa de cenários, restringindo-se a analisar a convergência. Na formulação apresentada no artigo, pressupõe-se que o processo estocástico é um processo discreto com um número finito de possíveis realizações, e que a sub-árvore de cenários é resorteada a cada iteração do algoritmo. A concepção do problema adotada pelo NEWAVE, utiliza um processo estocástico contínuo, onde os ruídos são modelados por uma distribuição multivariada lognormal. Além disso, no algoritmo de solução implementado, uma única amostra é utilizada em todas as iterações para definição da sub-árvore de cenários. Portanto, pode-se notar que o algoritmo do NEWAVE não se enquadra nos pressupostos analisados em Philpott & Guan (2007).

Neste capítulo é discutida a representação da incerteza hidrológica no algoritmo da PDDE, os procedimentos atuais para a construção da sub-árvore a ser utilizada pelo algoritmo e os problemas que podem ocorrer quando a escolha da sub-árvore não for feita de forma adequada. No apêndice A é apresentada de forma sucinta o algoritmo da PDDE. Para um exemplo detalhada da aplicação da PDDE no planejamento da operação de médio prazo consultar Marcato (2002).

### **3.2. Representação da Incerteza Hidrológica na PDDE**

A representação do NEWAVE é essencialmente estocástica, considerando-se que as afluições hidrológicas que ocorrerão em cada período do horizonte de planejamento não são previamente conhecidas. A incerteza das afluições é representada por uma árvore de cenários, conforme exemplo apresentado na Figura 7, onde cada caminho na árvore é chamado de cenário de afluição ou cenário hidrológico, e cada nó representa uma possível

realização da variável aleatória (afluência) 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.

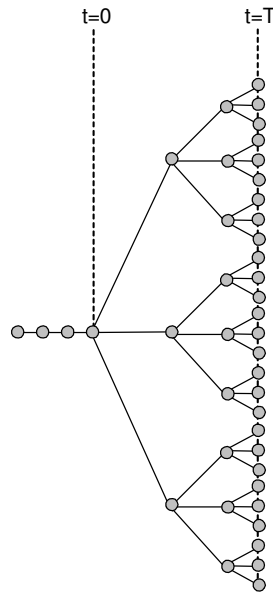


Figura 7: Exemplo de árvore de cenários (Árvore Completa)

Da formulação do processo estocástico considerado e de seus parâmetros, por meio de sucessivas operações, incluindo desconto do valor médio, divisão pelo desvio padrão, aplicação de filtros autorregressivos e transformação logarítmica, é possível transformar uma árvore de cenários de afluência em uma árvore de cenários de variáveis aleatórias independentes entre si com média zero e variância constante (ruído). Esse processo é chamado branqueamento.

A solução do problema de planejamento associado à árvore de cenários completa, em princípio, exigiria a solução de um problema para cada nó ( $NLEQ^{T-1}$  problemas, onde  $NLEQ$  é o número de aberturas). Supondo a árvore completa da Figura 7, onde cada nó está ligado a três outros nós e que o total de períodos ao longo do horizonte de planejamento seja igual ao valor utilizado atualmente no programa mensal de operação (PMO), igual a 120, a cardinalidade da árvore de cenários completa é igual a  $3^{120}$  e o número de problemas a ser resolvido desta árvore é da ordem de  $10^{57}$ . Ou seja, mesmo uma representação simples da incerteza hidrológica (3 ligações a cada nó) torna o percurso de toda a árvore de cenários inviável do ponto de vista computacional. Portanto, para solução deste problema deve-se procurar aplicar

técnicas que contornem o problema da dimensionalidade da árvore de cenários, evitando-se percorrê-la em sua totalidade.

Para a solução do problema, atualmente é utilizada uma sub-árvore selecionada por sorteio aleatório a partir de uma árvore de cenários considerada completa, que por sua vez é obtida por sorteio aleatório da população contínua teórica de ruídos correspondente ao processo estocástico utilizado (PAR(p)). A Figura 8a ilustra a seleção de uma sub-árvore a partir da árvore completa da Figura 7. A partir dos cenários da sub-árvore selecionada obtém-se por simulação uma estimativa (e um intervalo de confiança) para o limite superior do valor esperado do custo total de operação (simulação forward – árvore em negrito). Todas as ramificações da sub-árvore selecionada são consideradas na construção de uma aproximação da função de custo futuro que fornece no estágio inicial o limite inferior do valor esperado do custo total de operação (simulação backward – árvore tracejada em negrito), Figura 8b. Maiores detalhes sobre a estimativa dos limites superior e inferior do valor esperado do custo total de operação podem ser obtidos em Pereira & Pinto (1991).

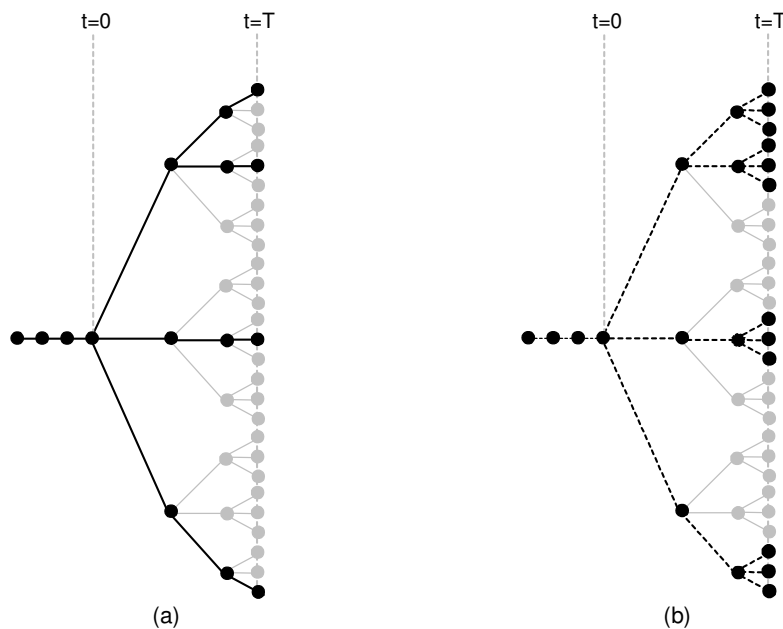


Figura 8: Exemplo de sub-árvore de cenários do NEWAVE

(a) Simulação Forward; (b) Simulação Backward

Além do problema de representação do processo estocástico pela árvore completa e pela sub-árvore, um outro problema potencial do processo randômico de escolha da sub-árvore é o impacto no processo de convergência do problema de otimização. O algoritmo de solução é dito convergido quando o limite inferior do valor esperado do custo total de operação, intitulado ZINF no NEWAVE,

estiver no intervalo de confiança do limite superior do valor esperado do custo total de operação, chamado de ZSUP no NEWAVE. Com efeito, pode-se mostrar que o critério de convergência não é alcançado, isto é, ZINF não se aproxima de ZSUP, se algumas das possíveis sub-árvores forem selecionadas.

Seja o exemplo apresentado pelo CEPEL<sup>6</sup>: Suponha que o processo estocástico das aflúncias seja representado adequadamente pela árvore binária apresentada na Figura 9. Duas possíveis sub-árvores com quatro cenários selecionadas a partir da árvore completa estão ilustradas na Figura 10. Se fosse utilizada a árvore completa tanto na simulação backward (T-1 até 1), quanto na simulação forward (1 até T), os valores de ZINF e ZSUP iriam convergir para o valor ótimo, aqui chamado de  $Z^*$ .

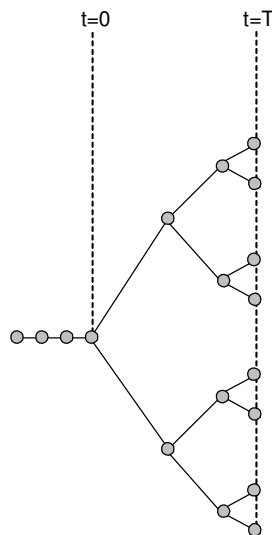


Figura 9: Exemplo CEPEL - árvore completa

Considerando a primeira sub-árvore (Figura 10a), pode-se dizer que a simulação backward percorre todo o espaço de estados, logo ZINF tende ao valor  $Z^*$ . Já a simulação forward não percorre todo o espaço de estados, desta forma ZSUP pode estabilizar acima ou abaixo de  $Z^*$ , dependendo se a sub-árvore escolhida for pessimista ou otimista. No caso pessimista, dependendo de quão acima de  $Z^*$  o valor de ZSUP estabilizar, o processo de convergência pode não ser satisfeito, considerando o intervalo de confiança adotado.

<sup>6</sup> Apresentação realizada pelo CEPEL na 23ª reunião da Força Tarefa NEWAVE em 13 de agosto de 2007 no ONS

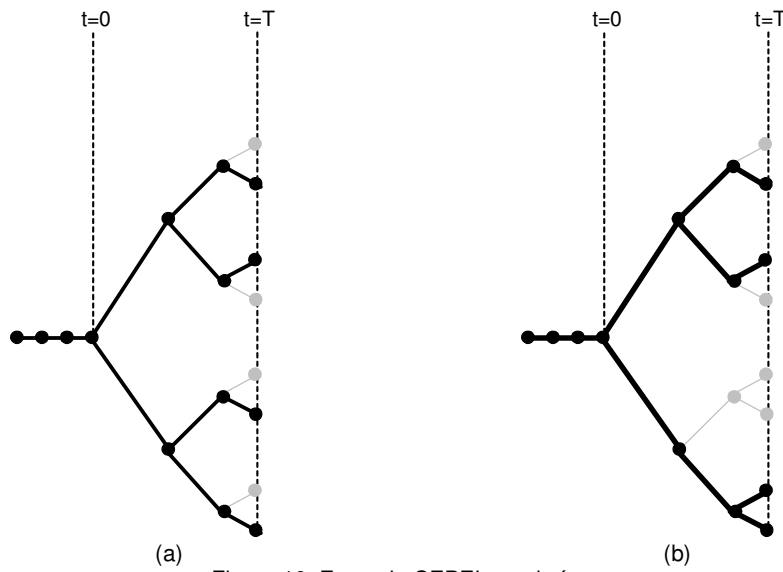


Figura 10: Exemplo CEPEL – sub-árvores

(a)  $ZINF \rightarrow Z^*$ ; (b)  $ZINF \rightarrow Z^{**} < Z^*$

Suponha agora que a segunda sub-árvore (Figura 10b) seja selecionada. Neste caso, a simulação backward não percorre todo o espaço de estados, logo ZINF tende a um valor  $Z^{**}$  que é menor do que o valor ótimo  $Z^*$ . A simulação forward também não percorre todo o espaço de estados, e ZSUP pode estabilizar ou abaixo de  $Z^*$ , dependendo se a sub-árvore escolhida for pessimista ou otimista. Outra vez, não é garantida a convergência do processo de otimização, tanto no caso pessimista quanto no caso otimista.

### 3.3. Construção da Árvore de Cenários

Como já mencionado anteriormente, o método da PDDE utiliza uma árvore de cenários para representar o processo estocástico. Essa árvore de cenários é escolhida de forma aleatória e representa uma pequena porção da árvore completa de cenários.

Existem diversos métodos que propõem construir uma árvore de cenários de tamanho controlado. Latorre et al (2007) apresentam métodos para construção da árvore de cenários a ser utilizada em problemas de otimização estocástica. Após a construção da árvore são aplicadas técnicas para agrupar cenários com o intuito de reduzir cardinalidade desta. Em todos os métodos sugeridos há problemas para preservação da correlação temporal do processo.

Em Heitsh & Romish (2001) é sugerida a utilização de métricas probabilísticas, tal como a métrica de Fournier-Mourier, para a determinação da

redução ótima de cenários a ser aplicada em algoritmos de programação estocástica. Outros trabalhos que também seguem esta linha são Dupacová et al. (2000) e Growe-Kuska et al (2003). O processo modelado nestes trabalhos não apresenta correlação temporal, portanto o método proposto não garante que essas correlações sejam preservadas na árvore reduzida.

Técnicas de agregação de cenários são utilizadas em Jardim (2002) com o intuito de gerar uma árvore de cenários hidrológicos multivariados com boa representatividade do processo estocástico das afluições e baixa cardinalidade. A estrutura da árvore de cenários é definida a priori, e é levada em consideração a preservação da estrutura de correlação temporal e espacial do processo estocástico de afluições. A árvore de cenários obtida com o método proposto é aplicada ao problema de planejamento de médio prazo.

Em Oliveira (2007) são empregadas técnicas de redução ótima de cenários na construção da árvore de cenários hidrológicos multivariados utilizada no problema de planejamento de médio prazo. No método proposto há a necessidade de armazenar um grande número de informações para calcular a distância entre os cenários. Para contornar esse problema, em Oliveira et al (2008) é proposto o uso de um algoritmo de redução local. Além disso, também é proposto um ajuste na medida de distância com o intuito de reduzir a degradação da variância dos cenários preservados. Nos métodos mencionados acima, a estrutura de correlação temporal e espacial são preservadas.

Costa (2007) apresenta uma proposta para tratamento das incertezas em modelos de programação estocástica baseada em árvore de cenários de tamanho limitado, porém representativa. Para reduzir a dimensionalidade do espaço de estados é utilizado o método dos componentes principais antes de empregar técnicas para definir uma amostra representativa. São avaliados diversos métodos para a geração da árvore de cenários, entre eles o método do reticulado. O trabalho concentra-se na geração de árvores para o planejamento de curto-prazo, que tem um horizonte bem menor do que o planejamento de médio prazo.

Na versão atualmente em uso do modelo NEWAVE, considera-se a utilização de um único conjunto de ruídos para a geração dos cenários da simulação backward e forward (opção Atual). Nesta alternativa, é sorteada de forma aleatória a amostra de vetores de ruídos que são utilizados para a construção dos cenários da backward. A partir desta amostra são sorteados, por meio de um sorteio condicionado, os vetores de ruídos que são utilizados para a geração dos cenários da simulação forward, conforme Figura 11.

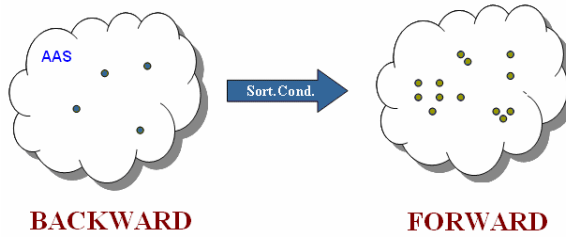


Figura 11: Opção Atual

O sorteio condicionado é baseado no teorema da transformação inversa: “Se  $X$  é uma variável aleatória de distribuição acumulada  $F(x)$ , então a variável aleatória  $Y=F(x)$  tem distribuição uniforme  $(0,1)$ ”.

Inicialmente é calculada a distribuição acumulada empírica da amostra de ruídos não equiprováveis resultante do processo de agregação para o passo forward. Logo em seguida é sorteado um número aleatório uniforme  $[0,1]$ , e a partir de uma consulta à função acumulada é identificado o ruído associado àquele valor sorteado. No exemplo da Figura 12, o número aleatório uniforme sorteado foi 0,79. O ruído cuja função acumulada corresponde a 0,79 é o ruído número 191.

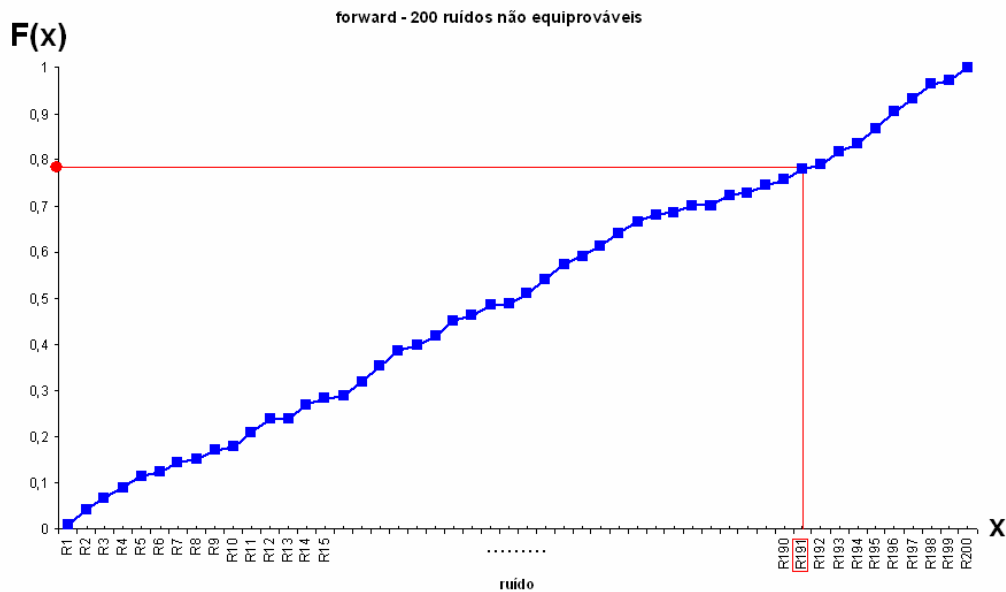


Figura 12: Sorteio Condicionado

O sorteio condicionado é realizado tantas vezes quanto for o tamanho da amostra de ruídos do passo forward. Os ruídos que compõem essa nova amostra de ruídos são equiprováveis. Logo, os cenários hidrológicos do passo forward construídos a partir dessa amostras de ruídos também são equiprováveis.



Existe disponível na versão atualmente em uso do modelo NEWAVE uma segunda alternativa para geração da árvore de cenários. Nesta alternativa são utilizados diferentes ruídos na backward e forward, todos sorteados da mesma população contínua. A árvore de cenários do passo forward e backward são obtidas através de amostragem aleatória simples (opção 1AAS), Figura 13.

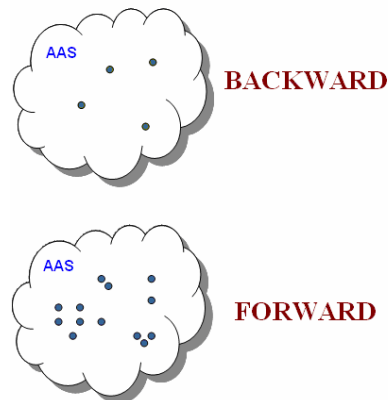


Figura 13: Opção 1AAS

Vale ressaltar que em ambas opções os cenários backward e forward são equiprováveis.

A opção Atual é a opção utilizada na elaboração dos PMOs pelo ONS atualmente. Apesar de esta opção representar os ruídos da amostra forward de uma forma muito simplificada, sorteados a partir de uma população reduzida (normalmente a amostra backward possui apenas 20 representantes), ela foi escolhida por se aproximar melhor dos pressupostos indicados em Philpott & Guan (2007) para garantia assintótica da convergência do algoritmo de solução. Com efeito, pode-se interpretar a amostra backward como o conjunto de todas as possíveis realizações, e a amostragem da forward passa a ser realizada a partir deste conjunto.

Por outro lado, na concepção de um conjunto contínuo de possíveis realizações, para efeito de convergência é de se supor que os cenários visitados nos passos forward e backward não precisem ser necessariamente os mesmos, mas sim que devam visitar as mesmas regiões da distribuição de probabilidades do processo estocástico. Vale ressaltar que, sob o ponto de vista da robustez dos resultados, a opção Atual tende a ser inferior à segunda alternativa, uma vez que a amostragem da forward está restrita à amostra backward.

Na época em que a escolha pela opção Atual foi realizada, para os casos estudados foi verificado que aparentemente as características do processo

estocástico de afluência estavam sendo igualmente preservadas nas opções Atual e 1AAS.

### **3.4. Resumo**

Neste capítulo foi apresentada a PDDE, método utilizado pelo modelo NEWAVE. A importância e os problemas de uma representação inadequada da incerteza hidrológica neste método também foram discutidos.

Na PDDE a incerteza hidrológica é representada através de uma árvore de cenários. Desta forma, foi apresentado como a árvore de cenários é atualmente construída e foram discutidos alguns outros métodos para construção de árvores de cenários encontrados na literatura.

No próximo capítulo será apresentado o modelo estatístico utilizado para gerar a árvore de cenários hidrológicos utilizada na solução do problema de planejamento da operação energética.