

ANÁLISE DE POLÍTICAS OPERATIVAS DE PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APLICADOS AO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS

THAIS G. SIQUEIRA

*Instituto de Ciência e Tecnologia, Universidade Federal de Alfenas
Rodovia José Aurélio Vilela, 11.999, 37715-400, Poços de Caldas-MG.
E-mail: thaisgama@gmail.com*

MARCELO G. VILLALVA

*Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas
Av. Albert Einstein, 400, 13083-852, Campinas-SP.
E-mail: mvillalva@gmail.com*

Abstract— The goal of this work is to present a better understanding of the behavior of the operating policies of dynamic programming applied to the resolution of the operation to the medium-term planning problem for Furnas hydro plant. For this, some models will be adopted for inflow modeling and used to optimize the problem using Dynamic Programming approaches. Then these results will be simulated from series of inflows.

Keywords— Hydrothermal scheduling, inflow modelling, dynamic programming.

Resumo— O objetivo do trabalho é apresentar um melhor entendimento do comportamento das políticas operativas de programação dinâmica aplicadas à resolução do problema de planejamento da operação à médio prazo para a usina hidrelétrica de Furnas. Para isso, alguns modelos serão adotados na modelagem das vazões afluentes e utilizados na otimização do problema utilizando a abordagem de Programação Dinâmica. Em seguida esses resultados serão simulados a partir de séries de vazões afluentes.

Palavras-chave— Planejamento da operação energética, modelagem de vazões afluentes, programação dinâmica.

1 Introdução

O planejamento da operação energética (POE) tem como objetivo determinar metas de geração para cada estágio (mês) do período de planejamento (anos) minimizando o custo total de operação, atendendo a demanda e respeitando as restrições operativas das usinas, tais como limites de armazenamento dos reservatórios e de vazão turbinada nas usinas hidrelétricas e limites de geração das usinas termelétricas.

Uma ferramenta muito utilizada na resolução do POE é a Programação Dinâmica Estocástica (PDE) que consegue representar as não linearidades da função de produção das hidrelétricas e a natureza estocástica das vazões afluentes futuras. Todavia, a PDE é limitada pela maldição da dimensionalidade (Bellman, 1962), (Kligerman, 1992), (Siqueira, 2003) que implica num esforço computacional exponencialmente crescente com o número de variáveis de estado e de controle, ou seja, com o aumento do número de usinas.

A ideia é trabalhar com a política operativa de programação dinâmica, ferramenta muito utilizada na resolução do POE, considerando a aleatoriedade das vazões afluentes ao reservatório.

Para a obtenção e análise dos resultados serão utilizados os dados operativos da usina hidrelétrica de Furnas, localizada na região sudeste do Brasil e conduzir estudos buscando encontrar melhores formas de apresentar resultados comparativos, visando contribuir para um melhor entendimento do comportamento da política operativa implementada à usina selecionada como estudo de caso.

2 Planejamento da Operação Energética

O problema do POE de sistemas hidrotérmicos, em sua versão determinística e no caso de somente uma usina hidroelétrica, pode ser formulado como o seguinte problema de programação não linear:

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T \Psi_t(g_t) + \alpha_T(x_T) \quad (1)$$

$$h_t + g_t = d_t \quad (2)$$

$$h_t = \Phi(u_t) \quad (3)$$

$$x_t \in X_t \quad (4)$$

$$u_t \in U_t \quad (5)$$

onde T é o número de estágios do período de planeja-

mento; $\Psi_T(\cdot)$ é a função custo de complementação não hidráulica [\$]; $\alpha_T(\cdot)$ é a função de custo terminal associada à usina [\$]; g_t é a geração não hidráulica durante o estágio t [MWm]; h_t é a geração hidrelétrica durante o estágio t [MWm]; d_t é o consumo a ser atendido durante o estágio t [MWm]; x_t é o nível de armazenamento no estágio t ; X_t é o conjunto de restrições do nível de armazenamento no estágio t ; U_t é o conjunto de restrições operacionais da usina, envolvendo turbinagem, defluência e vertimento no estágio t .

3 Modelagem das vazões afluentes

Foram considerados três formas de modelagem para as vazões afluentes ao reservatório: a primeira foi considerar as vazões afluentes de cada mês a média das vazões dos anos disponíveis no histórico da usina (média de longo termo); a segunda abordagem foi considerar as vazões afluentes de cada mês independentes ao longo do tempo, ou seja, a vazão de um certo mês não interfere no outro, e por fim considerar a correlação lag-1 entre as vazões mensais. No segundo e terceiro casos, foi considerada a função densidade de probabilidade lognormal como mais adequada para ajustar as vazões para a usina de Furnas (Siqueira, 2006), (Montgomery, 2003).

Os modelos utilizaram dados dos históricos de vazões afluentes das usinas hidrelétricas registrados desde 1931 e a partir deles foi feita uma discretização dos valores ocorridos desde a menor vazão até a maior vazão afluente ocorrida. Para cada intervalo discretizado calcula-se a probabilidade de ocorrer a vazão do ponto médio de cada intervalo.

Os dados de vazões e respectivas probabilidades serão utilizados na equação de balanço do volume do reservatório nos algoritmos de programação dinâmica, que serão descritos a seguir e que estipularão metas de geração que garantam o compromisso de um menor custo operacional e respeitem os limites operativos da usina.

4 Programação Dinâmica Estocástica

A abordagem por Programação Dinâmica Estocástica (PDE) tem a característica de representar com facilidade a não linearidade e os aspectos estocásticos do POE. Porém, esta abordagem requer a discretização do espaço de estado das variáveis do problema. O esforço computacional requerido pela PDE cresce exponencialmente com o número de variáveis de estado considerado, o que leva à chamada "Maldição da Dimensionalidade".

Na PDE aplicada ao POE, o problema se divide em estágios (meses), e a melhor decisão (vazão turbinada e vertida) em cada estágio é determinada de acordo

com o estado (armazenamento) em que o sistema se encontra. O processo de otimização se baseia no conhecimento prévio das possibilidades futuras e suas consequências, de modo a satisfazer o princípio de otimalidade de Bellman (Bellman, 1962), (Bertsekas, 1976). Como o problema é estocástico, a decisão em cada estágio é obtida com base na distribuição de probabilidades de variável aleatória (vazão afluente ao reservatório) no respectivo estágio.

Assim o custo total de operação é dado pelo custo da decisão no próprio estágio, custo presente mais o custo futuro esperado a partir do estágio seguinte até o final do horizonte de planejamento.

Em cada estágio as decisões são determinadas através da minimização da soma do custo presente com o custo esperado futuro, assumindo decisões ótimas para todos os estágios subseqüentes. Este custo é aditivo no sentido em que o custo ocorrido no estágio t acumula-se sobre o tempo.

Na técnica de resolução *backward*, o problema é resolvido com a busca de políticas ótimas partindo do estágio final T , onde o custo $\alpha_T(x_T)$ é conhecido, e seguindo até o estágio inicial, através da equação recursiva dada por:

$$\alpha_{t-1}(x_{t-1}) = \min_{\Omega_t} \{ \Psi_t(g_t) + E_{y_t} \alpha_t(x_t) \} \quad (6)$$

onde, $\alpha_{t-1}(x_{t-1})$ representa o valor esperado mínimo do custo de operação do estágio $t-1$ ao final do horizonte T , supondo que o sistema se encontra no estado x_{t-1} e transita para o estado x_t , dado um conjunto de decisões Ω_t que satisfaz as equações (2)-(5). Supondo a discretização da distribuição de probabilidades das vazões, uma política ótima Ω_t^* , com $t = 1, \dots, T$, para o problema POE pode ser obtida pela solução de:

$$\alpha_{t-1}(x_{t-1}) = \min_{\Omega_t} \left\{ \Psi_t(g_t) + \sum_{k=1}^{N_y} \alpha_t(x_t^k) p_k \right\} \quad (7)$$

$$x_t^k = x_{t-1} + (y_t^k - q_t - v_t) \tau \Delta t \quad (8)$$

onde N_y é o número de discretizações de y e p_k a probabilidade da ocorrência da afluência y_k .

A formulação (7) e (8) é denominada formulação do tipo "decisão-acaso", e é adotada no planejamento energético da operação do sistema elétrico brasileiro, quando se utiliza a PDE convencional (Siqueira, 2003), (Siqueira, 2009) (Stedinger, 1984). Nesse tipo de formulação, as decisões são tomadas sem o conhecimento das vazões afluentes no próprio mês, mas em função da distribuição de probabilidade dessas vazões.

Na Programação Dinâmica Determinística (PDD) a vazão afluente em cada mês é assumida previamente conhecida e dada pela média no histórico de vazões afluentes. A abordagem usual é adotar para cada mês a vazão afluente denominada MLT (Média de Longo

Termo), que consiste na média aritmética das vazões afluentes de cada mês e de todos os anos do histórico disponível.

Na Programação Dinâmica Estocástica Independente (PDEI) as vazões afluentes são representadas de forma não correlacionada mês a mês.

Um ajuste de vazões é realizado utilizando os dados do histórico de vazões naturais de acordo com a distribuição de probabilidade escolhida. A função de custo futuro é ponderada pelas probabilidades de ocorrer as vazões em cada mês desprezando a correlação temporal entre elas (Siqueira, 2009). Na equação recursiva o custo futuro que dessa vez é ponderado pelas probabilidades de cada discretização considerada.

Na Programação Dinâmica Estocástica Markoviana (PDEM) existe a correlação temporal das vazões afluentes que são representadas por uma cadeia de Markov de ordem unitária. De forma análoga à PDEI um ajuste de vazões é realizado utilizando os dados do histórico de vazões naturais de acordo com a distribuição escolhida (Siqueira, 2009).

Na PDEM o custo futuro também é ponderado pelas probabilidades de uma certa vazão afluente acontecer no mês corrente, sendo que no mês anterior ocorreu uma dada afluência. O custo futuro agora depende não só do estado de armazenamento do estágio t como da vazão afluente do mês anterior y_{t-1} .

A Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED) é baseada na formulação chamada "acaso-decisão" (Kligerman, 1992) (Siqueira, 2003). Nesse tipo de formulação supõe-se que no início de cada mês é conhecida a vazão afluente a ocorrer nesse mês. Cada estado de final de mês é representado pelo par (volume armazenado ao final do mês; vazão afluente do mês). A distribuição de vazões afluentes é representada por um conjunto de afluências com respectivas probabilidades de ocorrência. Cada afluência é estudada separadamente, resultando em diferentes decisões ótimas individuais. Para cada combinação de nível de armazenamento e de afluência, dentro da discretização considerada nos estudos, é encontrada uma decisão ótima. Dado um estado de armazenamento, cada decisão ótima leva a um custo total de operação. É calculado então um custo esperado, ou seja, a esperança matemática dos diferentes custos associados às diferentes decisões ótimas encontradas.

Nesse caso, temos a seguinte equação recursiva:

$$\alpha_{t-1}(x_{t-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} p_j \min_{\Omega_t} \{ \Psi_t(g_t^j) + \alpha_t(x_t^j) \} \quad (9)$$

$$x_t^j = x_{t-1} + (y_t^j - q_t - v_t) \tau \Delta_t \quad (10)$$

As equações (9)-(10) representam a função de custo futuro e a equação de balanço resolvidas de forma recursiva.

5 Resultados

Como estudo de caso foi selecionada a usina hidrelétrica de Furnas situada na bacia do rio Grande, região sudeste do Brasil.

Quatro abordagens da Programação Dinâmica foram implementadas e testadas em um sistema composto por uma usina hidrelétrica. Embora simples, tal sistema representado por um único reservatório está sujeito ao mesmo grau de dificuldade em representar a estocasticidade da vazões afluentes de sistemas formados por múltiplos reservatórios.

Para cada usina considerada, os resultados das abordagens de PD foram investigados em três etapas: (1) ajuste das distribuições de probabilidades para as vazões afluentes ao reservatório de Furnas; (2) obtenção das políticas operativas ótimas através dos algoritmos de PD; (3) simulação das políticas operativas de PD obtidas em (2).

Os dados das vazões afluentes utilizados nos ajustes de distribuição de probabilidade das políticas de PDEI e PDED e para o cálculo da MLT utilizada na PDD foram extraídos dos históricos de vazões afluentes.

O horizonte de planejamento considerado foi de $T=120$ meses. A discretização considerada para o cálculo das vazões médias de cada intervalo bem como sua probabilidade de ocorrência foi de 10 intervalos.

Na resolução do POE, utilizando as abordagens de PD, adotou-se a busca no espaço contínuo das turbinagens e a discretização da variável de estado considerada foi igual a 100. Para interpolar os custos futuros foi adotado a interpolação por spline cúbica (Siqueira, 2009).

A função de custo da geração não hidráulica, utilizada no estudo de caso é dada por uma função quadrática representada por $\Psi_t(g_t) = 0.02g_t^2$.

A tabela 1 apresenta os dados operativos da usina de Furnas, tais como: a potência nominal, a produtibilidade específica da usina, a defluência mínima, o engolimento máximo e os volumes mínimo e máximo. Esses dados serão utilizados na otimização e simulação das políticas operativas de PD.

Tabela I- Dados operacionais da usina hidrelétrica de Furnas.

Usina de Furnas	
Potência nominal (MW)	1312
Produt. Espec. (MW/ (m³/s)m)	0.008633
Defluência mín (m³/s)	196
Engol. máx (m³/s)	1692
Vol. mín (hm³)	5733
Vol. máx (hm³)	22950

Todas as restrições operativas apresentadas na formulação do POE foram consideradas na simulação.

Para avaliar o desempenho das diferentes políticas operativas de PD foram simuladas as abordagens de PDD, PDEI, PDEM e PDED. No caso dessa última, foi considerada a PDED-RNF, denominada PDED com previsão por Redes Neuro-Fuzzy, onde o

decisor não tem conhecimento da vazão que irá ocorrer no estágio e, portanto, utiliza uma previsão do seu valor. No caso da previsão RNF, essas previsões foram baseadas em uma fusão dos paradigmas de redes neurais e lógica fuzzy (Ballini, 2000).

Através do módulo HydroMax que está inserido no HydroLab (Cicogna, 1999), a solução ótima absoluta (OA) para cada usina foi obtida e incluída nas análises por ser um limite superior de desempenho para as políticas operativas avaliadas, pois assume o perfeito conhecimento das vazões afluentes.

A Tabela II apresenta os resultados da simulação realizada para a usina de Furnas, citando a média e o desvio padrão da geração hidráulica em MW e a média dos custos operacionais em \$. Nas simulações foi considerada a eliminação do vertimento turbinável.

Tabela II - Resultados das simulações para a usina de Furnas.

Política	Geração (MW)		Custo (\$)
	Média	Desvio	Média
OA	727.8	148.3	7271.1
PDD	709.2	198.1	8029.0
PDEI	704.4	183.5	8039.8
PDED-RNF	707.6	206.4	8156.2
PDEM	707.9	192.9	8019.3

Conforme esperado, a solução ótima absoluta para cada usina considerada forneceu um menor custo médio de operação, com geração média mais elevada e mais estável, além da maior produtividade e nenhum vertimento. Esse extraordinário desempenho foi garantido pelo perfeito conhecimento das vazões, porém não constitui uma política operativa real. Na prática esse perfeito conhecimento das vazões não ocorre. Sendo assim, serão apresentadas a seguir as comparações entre as demais políticas investigadas, excluindo a solução OA.

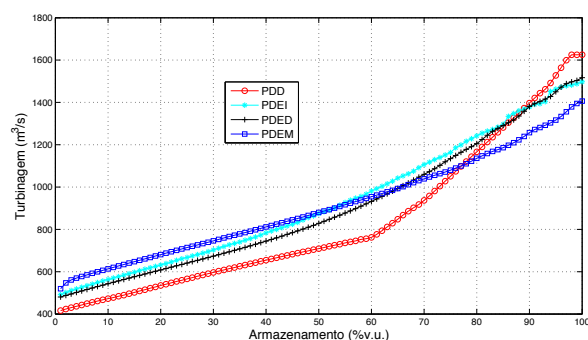


Fig.1-Vazões turbinadas das abordagens de PD analisadas.

A partir da tabela II, pode constatar que a PDD apresentou a maior geração média igual a 709.2 MW. Como o maior vertimento foi obtido pela PDD, a política foi beneficiada pelo aproveitamento da vazão que poderia ser armazenada ou vertida. O pior desempenho, ou seja, a política que apresentou o maior custo médio foi a PDED usando previsão RNF, com custo igual a \$ 8156.2.

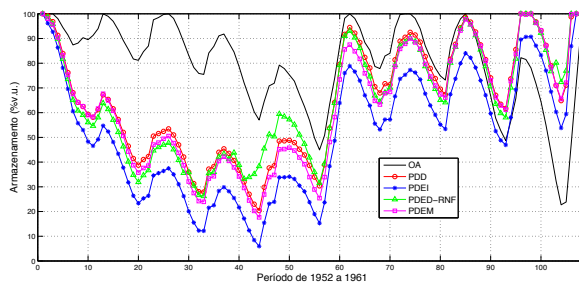


Fig. 2 - Trajetória dos armazenamentos para as políticas operativas de PD implementadas.

Analisando com mais detalhes, a figura 2 apresenta as trajetórias de volume armazenado para a usina de Furnas das políticas de PD durante o período de seca da década de 50. Note que a trajetória da PDD está sempre acima das trajetórias das políticas PDE. Com esse comportamento, a PDD melhoraria sobretudo a produtividade da usina mas estaria sujeita uma grande quantidade de vertimento.

Esse resultado é consistente com as regras de decisão de turbinagem na figura 1 que mostra que a política PDD é mais conservativa do que a PDEI, ou seja, para o mesmo estado de armazenamento, a PDD toma a decisão de turbinar menos do que a política PDEI.

6 Conclusão

O presente trabalho apresenta uma análise comparativa de desempenho da ferramenta de programação dinâmica aplicada ao planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência compostos por uma única usina hidrelétrica. Como estudo de caso a usina hidrelétrica de Furnas foi selecionada. Foram ajustadas as vazões afluentes considerando a função densidade de probabilidade lognormal e em seguida implementadas as ferramentas de otimização de programação dinâmica considerando vazões determinísticas e estocásticas como ferramenta de suporte à tomada de decisão no planejamento da operação energética.

E por fim, para avaliar o desempenho das diferentes políticas operativas apresentadas neste trabalho, foram realizadas simulações das políticas de PD considerando o histórico de vazões afluentes disponíveis e vazões previstas por redes neuro fuzzy. Assim, pode-se comparar o desempenho das mesmas e verificar que apesar das abordagens estocásticas serem mais sofisticadas ao considerar a estocasticidade presente nas vazões e um maior custo computacional, pode-se constatar uma diferença não tão expressiva com relação aos custos e geração médios entre essas abordagens na resolução do POE.

Referências Bibliográficas

Ballini, R. (2000). Previsão de vazões através de sistemas neuro-fuzzy. Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Unicamp.

- Bellman, R. (1962). Dynamic Programming, Princeton University Press, Princeton, N. J.
- Bertsekas, D. P. (1976). Dynamic Programming and Stochastic Control, Academic Press.
- Cicogna M. (1999). Modelo de planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos a usinas individualizadas orientado por objetos, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Unicamp.
- Kligerman, A. (1992). Operação Ótima de Subistemas Hidrotérmicos Interligados Utilizando Programação Estocástica Dual, Dissertação de Mestrado, FEEC-Unicamp, Campinas.
- Montgomery, D. C. (2003). Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros. 2. ed. LTC.
- Siqueira, T. G. (2003), “Comparação entre Programação Dinâmica Primal e Dual no Planejamento da Operação Energética”, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Unicamp.
- Siqueira, T.G, Zambelli M., Cicogna M., Andrade M., Soares S. (2006), "Stochastic Dynamic Programming for Long Term Hydro Scheduling Considering Different Inflow Models," 9th. International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems KTH, Stockholm- June 11-15, 2006.
- Siqueira, T. G. (2009), “Comparação entre Diferentes Abordagens de Programação Dinâmica no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos de Potência”, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Unicamp.
- Stedinger, J. R., B. F. Sule, D. P. Loucks (1984), “Stochastic Dynamic Programming Models for Reservoir Operation Optimization”, Water Resources Research, 20(11), 1499-1505, 1984.