

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDRELÉTRICOS MEDIAN
TE UTILIZAÇÃO DE UM MODELO ESTOCÁSTICO DE PRODUÇÃO DE ENERGIA.

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA PA
RA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA.

Jorge Coelho

Dezembro de 1980

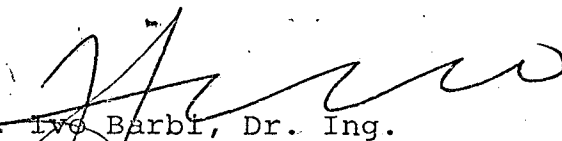
OTIMIZAÇÃO ECONÔMICA DA OPERAÇÃO DE
SISTEMAS HIDRELÉTRICOS MEDIANTE UTILIZAÇÃO
DE UM MODELO ESTOCÁSTICO DE PRODUÇÃO DE ENERGIA

Jorge Coelho

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE
EM ENGENHARIA. ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA E APROVADA EM
SUA FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO.



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.
Orientador



Prof. Ivo Barbi, Dr. Ing.
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

APRESENTADA PERANTE A BANCA EXAMINADORA COMPOSTA DOS PROFESSORES:



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.



Prof. Rajamani Doraiswami, Ph.D.



Prof. Luiz Gonzaga de Souza Fonseca, D.Sc.

À Marcia Mendes Coelho
minha esposa

Aos meus pais

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Hans Helmut Zörn pela amizade e ines
timável ajuda prestada na orientação deste trabalho.

A todos que colaboraram para tornar possível a rea
lização deste trabalho e, em particular, a Luiz Jairo Branco Ma
chado e Helena Flávia Naspolini Coelho.

A Universidade Federal de Santa Catarina e a CNEN
pelo apoio financeiro.

A Iara Torquato Dutra e Nazide Nilma Martins pela
datilografia e José Carlos Luiz pelos desenhos.

I N D I C E

RESUMO	1
ABSTRACT	2
CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO	3
CAPÍTULO II - TÉCNICAS PARA MODELAGEM DE SISTEMAS HIDRO- TÉRMICOS	6
2.1 - Introdução	6
2.2 - Modelo Estocástico de Produção de Energia ..	6
2.2.1 - Representação da Demanda Estocástica	7
2.2.2 - Representação da Função Disponibili- dade de Potência das Unidades Gerado- ras	9
2.2.3 - Modelo de Utilização de Unidades Tér- micas e do Custo Esperado de Produ- ção de Energia	11
2.2.4 - Representação da Função Disponibili- dade de Potência das Unidades Gerado- ras Sujeitas a Restrições de Potên- cia e Energia Primárias.....	16
2.3 - Modelo do Influxo do Rio	21
2.4 - Violação de Restrições	24
2.5 - Técnicas de Planejamento de Operação da Gera- ção Hidrotérmica	27
2.6 - Conclusão	32

CAPÍTULO III - MODELO DA OPERAÇÃO DOS SISTEMAS HIDRELÉ	
TRICOS	34
3.1 - Introdução	34
3.2 - Usinas Individualizadas	34
3.3 - Usinas Equivalentes	37
3.3.1 - Operação das Usinas Individualiza	
das do Modelo Equivalente	38
3.3.2 - Transformação em Energia Potencial	39
3.3.3 - Correção na Transformação para	
Energia Potencial	42
3.4 - Algoritmo de otimização	44
3.4.1 - Problemas Determinísticos	44
3.4.2 - Procedimento Usual na Resolução de	
$I[v(i), i]$	48
3.4.3 - Dimensão do Algoritmo de Programa	
ção Dinâmica	49
3.4.4 - Convergência	53
3.4.5 - Adaptatividade do Modelo	54
3.5 - Conclusão	56
 CAPÍTULO IV - ESTUDO DAS SOLUÇÕES DO PLANEJAMENTO DE	
OPERAÇÃO ÓTIMO DO SISTEMA HIDROTÉRMICO ..	57
4.1 - Introdução	57
4.2 - Apresentação do Sistema Hidrotérmico	57
4.3 - Análise do Comportamento do Método de Oti-	
mização	60
4.3.1 - Estudo da Convergência	60

4.3.2 - Comportamento do Plano de Ação Frente a Situações Particulares de Dados de Entrada	67
4.3.3 - Estudo da Trajetória Determina da pelo Modelo Estocástico	72
4.3.4 - Análise Comparativa entre o Mo- delo Determinístico e o Modelo Estocástico	77
4.4 - Estudo de Sensibilidade dos Parâmetros do Sistema	80
4.4.1 - Sensibilidade a Variações de Disponibilidade das Unidades Geradoras Térmicas.....	80
4.4.2 - Sensibilidade a Variações de Demanda	84
CAPÍTULO V - CONCLUSÃO	90
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92

R E S U M O

Este trabalho visa a otimização plurisazonal da utilização dos recursos hídricos de um sistema hidrotérmico, empregando como função objetiva o custo de geração de energia obtido a partir de um modelo estocástico de produção de energia, satisfazendo as restrições de energia primária e potência. Como produto desta otimização obtêm-se as descargas esperadas de várias usinas equivalentes, as quais resultam da agregação das usinas interdependentes de cada vale.

Adota-se como técnica de otimização Programação Dinâmica inversa no tempo, tratando as descargas das hidrelétricas equivalentes como variáveis de decisão e os volumes dos reservatórios equivalentes como variáveis de estado. Este método tem a vantagem de propor soluções ótimas adaptativas. Através de Programação Dinâmica e Aproximações Sucessivas pode-se representar mais de uma usina hidrelétrica equivalente, deste modo cada vale independente pode ser individualizado.

Para ilustrar o desempenho do método adotado é feita uma análise em torno de um sistema exemplo utilizando-se vários graus de complexidade do modelo do sistema.

A B S T R A C T

This work is concerned with the multiseasonal optimization of the use of hydroelectric resources of a hydro-thermal power system, whose objective function is the energy generation cost obtained from a stochastic energy production model, subject to primary energy and power constraints. The optimization yields expected discharges of several equivalent hydro plants, formed by aggregating the interdependent power plants of each valley.

Backward Dynamic Programming is used as optimization technique, for which the discharges of the equivalent hydroelectric power plants are considered as decision variables, while the equivalent reservoir volumes are used as state variables. This method carries the advantage of proposing adaptive optimal solutions. By means of Successive Approximations Dynamic Programming more than one equivalent hydroelectric plant may be considered, thus each independent valley can be represented separately.

To illustrate the performance of the method an analysis is made with a sample power system using various degrees of complexity of the system model.

C A P Í T U L O I

INTRODUÇÃO

Com o crescente custo dos recursos primários naturais empregados nas usinas termelétricas e tendo em mente que estes não são eternos, a utilização racional dos recursos hídricos tem-se tornado cada vez mais significativa. Portanto, a energia fornecida pelas usinas térmicas deve ser substituída pela energia das hidrelétricas, ainda atendendo as restrições de operação do sistema. Um outro aspecto sobre a energia obtida através de usinas hidrelétricas é de quanto e quando se deve fazer uso desta energia. Estas questões propõem um planejamento de operação do sistema hidrotérmico e são pertinentes a usinas hidrelétricas que possuem reservatório.

O modelo de sistema de potência, que conduz a um plano de operação viável de tal sistema, deve observar que as unidades geradoras de potência podem estar submetidas tanto a limitações de energia primária quanto de potência. A limitação de energia é de singular importância para sistemas com geração predominantemente hidráulica, ou sistemas térmicos sujeitos a estoques limitados de combustível e/ou a contratos de aquisição de combustível. Um modelo de produção de energia deve, pois, representar tanto a disponibilidade de energia quanto a disponibilidade de potência.

Esta dissertação se propõe a fornecer uma otimização do planejamento de operação de um sistema hidrotérmico, ten

do como produto final as descargas esperadas de várias usinas e equivalentes. A agregação das usinas hidrelétricas é realizada agrupando as usinas de cada vale independente, deste modo compondo várias usinas equivalentes. A função objetiva utilizada é obtida através do modelo estocástico de produção de energia com restrição de potência e energia, proposto em H.Coelho¹². A otimização do planejamento da operação é exemplificado por um sistema fictício baseado no Sistema Leste da Ontario Hydro. Não há restrições sob o ponto de vista de transporte de energia.

Viramontes e Hamilton⁶ propuseram o uso de programação dinâmica estocástica para planejamento de sistemas de potência a longo prazo, porém para apenas uma usina equivalente. No modelo aqui apresentado, como o número de usinas equivalentes é igual ao número de vales independentes, a solução é obtida por aproximações sucessivas.

A revisão de várias técnicas de modelagem de sistemas hidrotérmicos é apresentado no Capítulo 2. Ali é salientado o Modelo Estocástico de Produção de Energia¹² e as razões do emprego de Programação Dinâmica no planejamento de operação.

No Capítulo 3 estabelece-se o modelo de operação do sistema hidrelétrico, onde as vazões turbinadas (variáveis de decisão), os volumes dos reservatórios (variáveis de estado) e os valores esperados de afluência são transformados em energia potencial. Nesse capítulo o problema da dimensão do sistema hidráulico é solucionado através de duas estratégias. O primeiro destes é através do processo de agregação de usinas hidrelétricas pertencentes ao mesmo vale de Arvanitidis e Rosing⁵ e o outro, da redução do número de variáveis de estado por Programação Dinâmica a Aproximações Sucessivas.

No Capítulo 4 apresenta-se o sistema de potência usado como exemplo e um estudo sobre o comportamento do método de otimização com relação a convergência e a situações particulares de dados de entrada. Em seguida, para demonstrar a contribuição do modelo estocástico de produção de energia e seu efeito no custo total de operação é considerado um sistema idêntico cujas unidades geradoras têm disponibilidade unitária (determinístico). É feita uma comparação dos resultados. É apresentado também um modelo determinístico mais simplificado que dispõe apenas de valores esperados de demanda média, custo incremental médio etc., utilizado na análise de convergência, já citada. A seguir faz-se análise da sensibilidade de parâmetros do sistema a variações de disponibilidade das unidades geradoras e a variações de demanda.

Finalmente no Capítulo V são apresentadas as conclusões, comentários e sugestões para trabalhos futuros.

C A P Í T U L O I I

TÉCNICAS PARA MODELAGEM DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS

2.1 - Introdução

Este capítulo apresenta os modelos de demanda estocástica, da geração térmica e do custo de geração de energia elétrica. Algumas simplificações nestes modelos são indicadas para atender aos vários graus de complexidade da formulação do problema.

São identificados ainda vários métodos disponíveis na literatura para modelar um sistema de potência hidrelétrico, descrevendo vantagens e desvantagens de cada um, e são colocadas as razões para a escolha do modelo para esta dissertação.

2.2 - Modelo Estocástico de Produção de Energia

A aleatoriedade da potência de demanda e a aleatoriedade da disponibilidade de potência de geração fizeram com que em planejamento da produção de geração a longo e médio prazo, se procurasse utilizar um modelo estocástico para o sistema de potência.

Neste trabalho o modelo estocástico de produção de energia tem a propriedade de avaliar a energia esperada não atendida e o custo de produção de energia de cada unidade geradora, com restrições de potência e energia.

O algoritmo do custo de produção foi desenvolvido por Slater¹¹ e sua extensão para atender as restrições de energia primária em sistemas hidrelétricos, ou sistemas térmicos com recursos escassos de combustível, por H. Coelho¹².

2.2.1 - Representação da Demanda Estocástica

A função distribuição de demanda $G_d(P_d)$ é definida pela probabilidade:

$$G_d(P_{d_k}) = P(P_d > P_{d_k}),$$

ou seja, é a probabilidade de que a variável aleatória de potência de demanda, P_d , seja maior do que a potência de demanda ao nível k , P_{d_k} .

A função densidade de probabilidade de demanda $f_d(P_d)$, é igual à derivada negativa da função distribuição de demanda. Ambas as funções $G_d(P_d)$ e $f_d(P_d)$ são variáveis discretas, pois as demandas na prática são planejadas numa base horária.

Para representar a função distribuição de demanda discretizada $G_d^*(P_d)$ (Fig. 2-1) é conveniente uma conversão para passos constantes de potência ΔP . Deste modo, quanto menor o passo ΔP , maior será o número de passos e por conseguinte, maior o tempo computacional. Havendo um compromisso entre tempo e exatidão computacional, o número de passos necessita ser convenientemente determinado¹². A representação da função densidade de demanda discretizada $f_d^*(P_d)$, torna-se um trem de impulsos. (Fig. 2-2).

Através da técnica da convolução entre a função

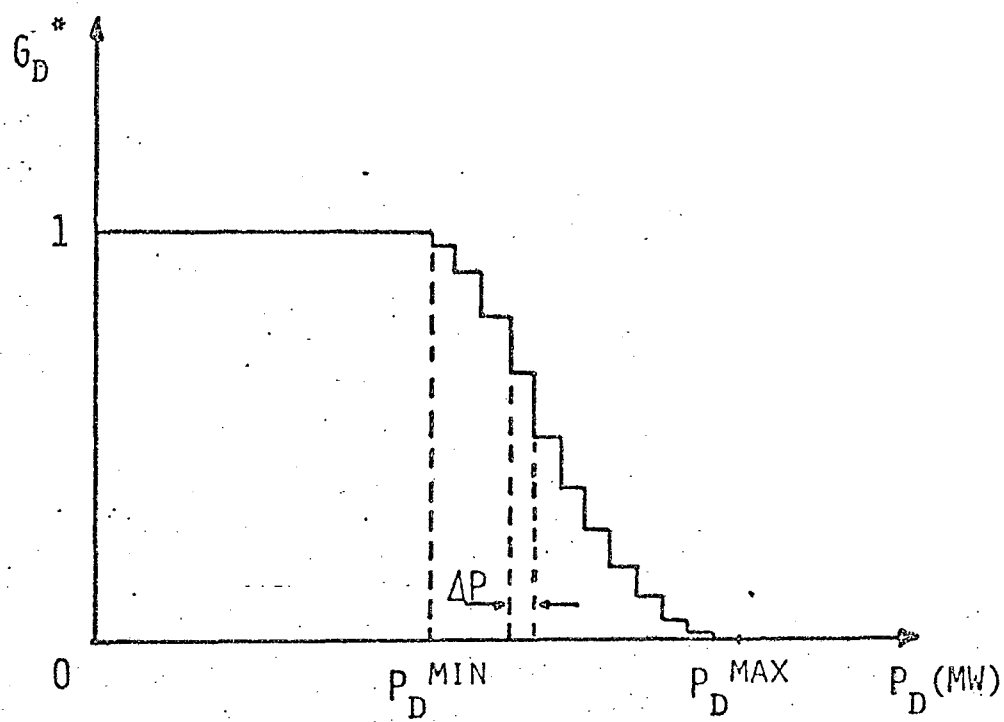


FIGURA 2-1 -- FUNÇÃO DISCRETA DE DISTRIBUIÇÃO DE DEMANDA.

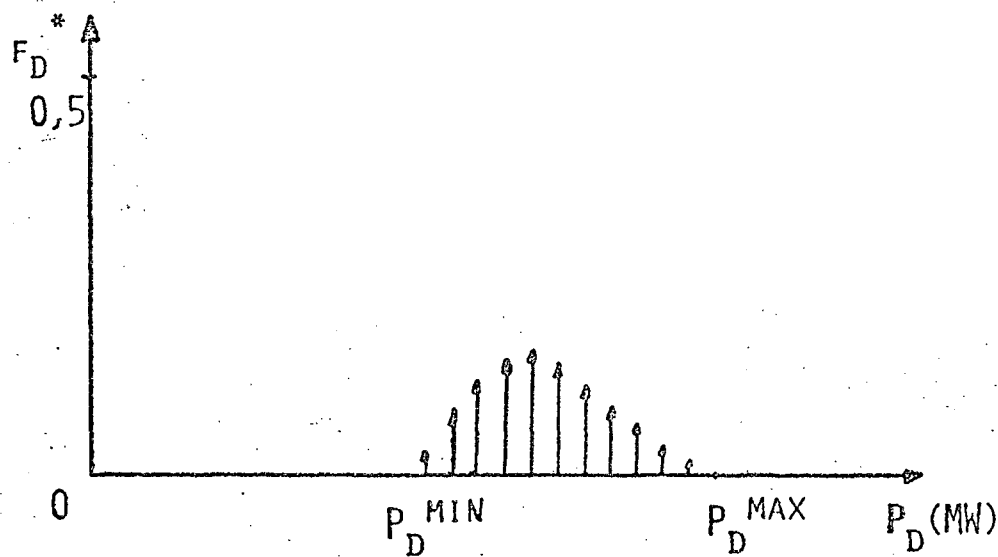


FIGURA 2-2 - FUNÇÃO DISCRETA DE DENSIDADE DE DEMANDA.

densidade de demanda discretizada do sistema e a função densidade de disponibilidade discretizada de potência pode-se calcular a energia esperada não atendida e o custo da operação para atender esta demanda.

2.2.2 - Representação da função disponibilidade de potência das unidades geradoras

O modelo a dois estados da função distribuição de disponibilidade e de sua função densidade, (Fig. 2-3 e 2-4), presta-se principalmente à representação de unidades geradoras hidrelétricas e unidades térmicas que operam em base. Contudo, para grandes unidades térmicas que possuem vários estados de potência de saída, um modelo mais completo é desejado. As Figuras (2-5) e (2-6) representam a função distribuição de disponibilidade de potência e sua função densidade, respectivamente, versus múltiplos estados de funcionamento.

A função distribuição de disponibilidade de potência da unidade de geração é definida, analogamente a $G_d(P_d)$, como:

$$G_u(P_{u_k}) = P(P_u > P_{u_k});$$

onde P_u é a variável aleatória potência de saída da unidade de geração e P_{u_k} é a potência de saída da unidade no nível k. Assim a disponibilidade da unidade é representada por sua capacidade de estar operando e de suprir potência maior do que P_{u_k} .

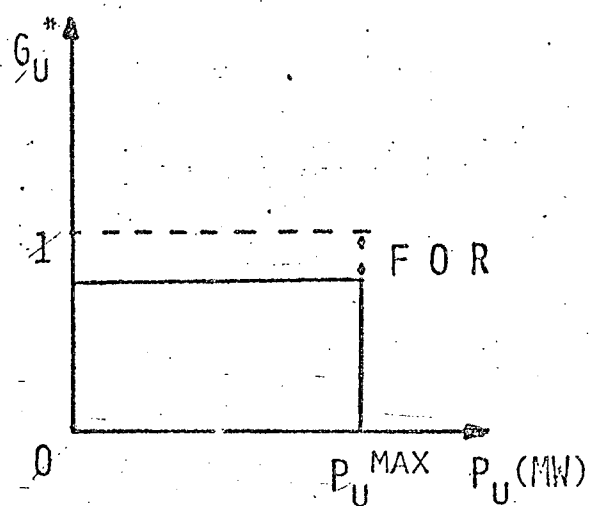


FIGURA 2-3 - FUNÇÃO DISTRIBUIÇÃO DE DISPONIBILIDADE DA UNIDADE (UM ESTADO DE FUNCIONAMENTO).

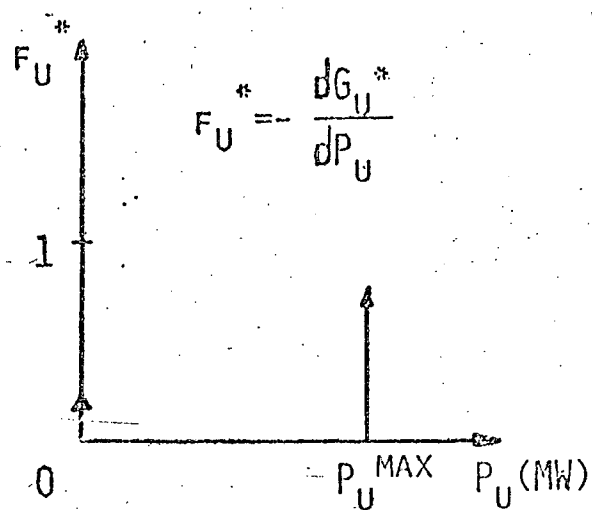


FIGURA 2-4 - FUNÇÃO DENSIDADE DE DISPONIBILIDADE DA UNIDADE (UM ESTADO DE FUNCIONAMENTO).

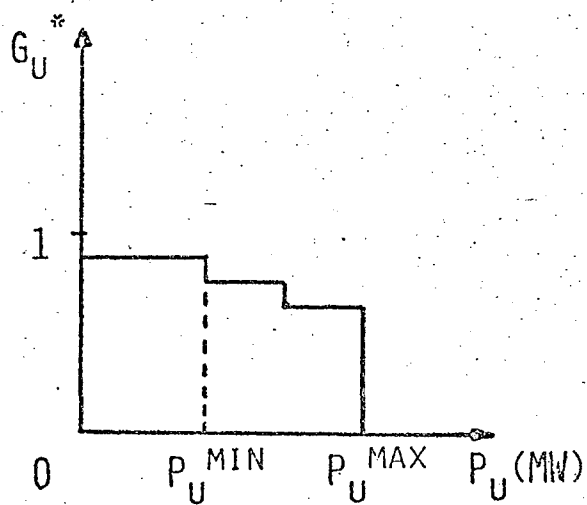


FIGURA 2-5 - FUNÇÃO DISTRIBUIÇÃO DE DISPONIBILIDADE DA UNIDADE (MÚLTIPLOS ESTADOS DE FUNCIONAMENTO).

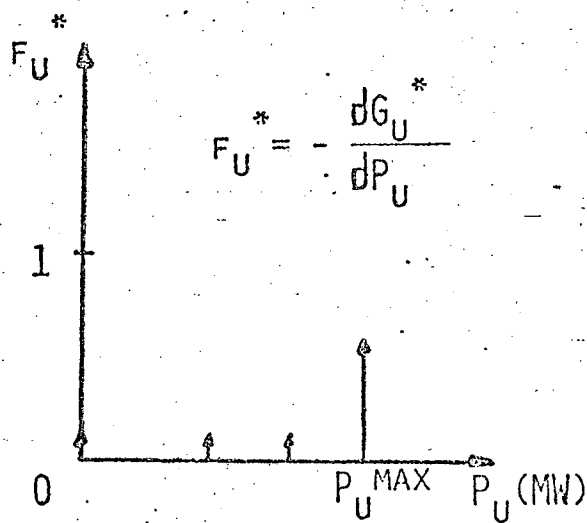


FIGURA 2-6 - FUNÇÃO DENSIDADE DE DISPONIBILIDADE DA UNIDADE (MÚLTIPLOS ESTADOS DE FUNCIONAMENTO).

2.2.3 - Modelo de utilização de unidades térmicas e do custo esperado de produção de energia

Utiliza-se a convolução entre a função densidade de disponibilidade de potência das várias unidades geradoras e a função densidade de demanda para se obter a participação de cada unidade e o custo de geração para atender esta demanda.

Note-se a Fig. (2-7) onde a forma das funções de distribuição de probabilidade de demanda, de demanda modificada e demanda não atendida são representadas. Nesta figura G_{DNA} representa a função distribuição de probabilidade de demanda não atendida, após o carregamento de todas as unidades geradoras e G_D é a função distribuição de probabilidade de demanda. G_{DM} é a função distribuição de probabilidade de demanda modificada, que corresponde à função G_{DNA} deslocada à direita de valor correspondente à capacidade nominal de geração disponível - P_G^{MAX} . Devido à possibilidade de ocorrência de saídas forçadas das unidades, ocorre ainda uma probabilidade de não atendimento da demanda, apesar da capacidade nominal de geração disponível ser suficiente para atender a demanda.

A minimização do custo esperado de produção de energia baseia-se na participação das unidades térmicas para atender a demanda e no custo das compras de energia que o sistema não é capaz de suprir. A contribuição de cada unidade carregada, térmica ou hidráulica, é a diferença entre a energia não atendida antes e após o carregamento desta unidade.

A característica não linear de custo de produção versus potência P_{u_i} , Fig. (2-8) é utilizada em vários modelos de

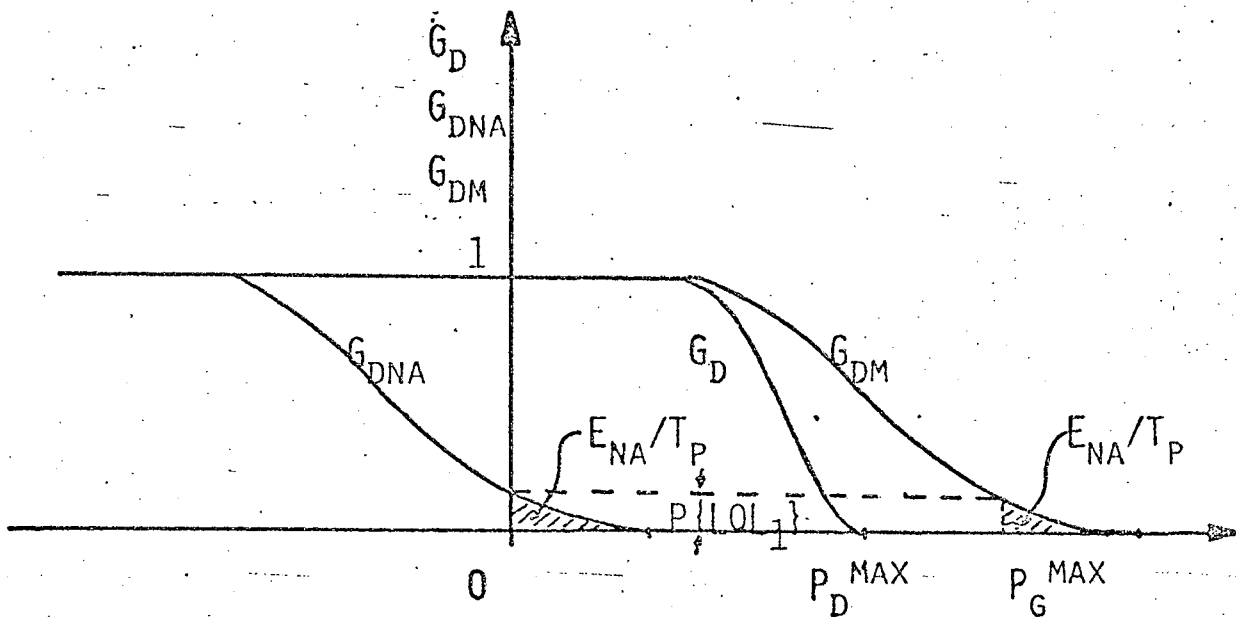


FIGURA 2-7 - FUNÇÕES DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE DE DEMANDA (G_D), DEMANDA NÃO ATENDIDA (G_{DNA}) E DEMANDA MODIFICADA (G_{DM}).

P_D^{MAX} - DEMANDA DE PICO (MW).

P_G^{MAX} - CAPACIDADE NOMINAL DE GERAÇÃO DISPONÍVEL (MW).

$P\{LOL_1\}$ - PROBABILIDADE DE PERDA DE CARGA.

E_{NA}/T_P - ENERGIA NÃO ATENDIDA (MW • PERÍODO).

T_P - TEMPO POR PERÍODO (H/PERÍODO).

produção de energia, inclusive o de Slater¹¹ e o adotado neste trabalho.

Considerando vários estágios de disponibilidade para as usinas geradoras versus o custo de produção incremental tem-se a Fig. (2-9).

O esforço computacional, como era de se esperar, é proporcional ao número de estágios de disponibilidade, associados aos vários segmentos de potência. Devido a esta restrição computacional, o modelo de unidades geradoras térmicas neste trabalho será reduzido a dois estágios, operando ou não, associada uma probabilidade a cada estágio.

O custo incremental médio de cada segmento define uma ordem econômica de carregamento, juntamente com várias outras considerações tais como estabilidade, capacidade de transmissão e custo de paradas das unidades.

Esse custo incremental λ , constante para o segmento de potência, pode ser aproximado por:

$$\lambda(i,j) = \frac{\phi_i(P_u(i,j)) - \phi_i(P_u(i,j)^{\min})}{P_u(i,j) - P_u(i,j)^{\min}}, \quad (2.1)$$

ou seja, a razão do incremento de custo para um incremento de potência, entre dada potência e a mínima potência do segmento (mínima carga do gerador).

Já que as disponibilidades dos vários segmentos de potência de cada unidade não são estatisticamente independentes, pois uma falha pode afetar a unidade inteira, ou parte dela, abrangendo mais do que um segmento, o carregamento de um segundo segmento requer maiores detalhes. O primeiro segmento é carrega

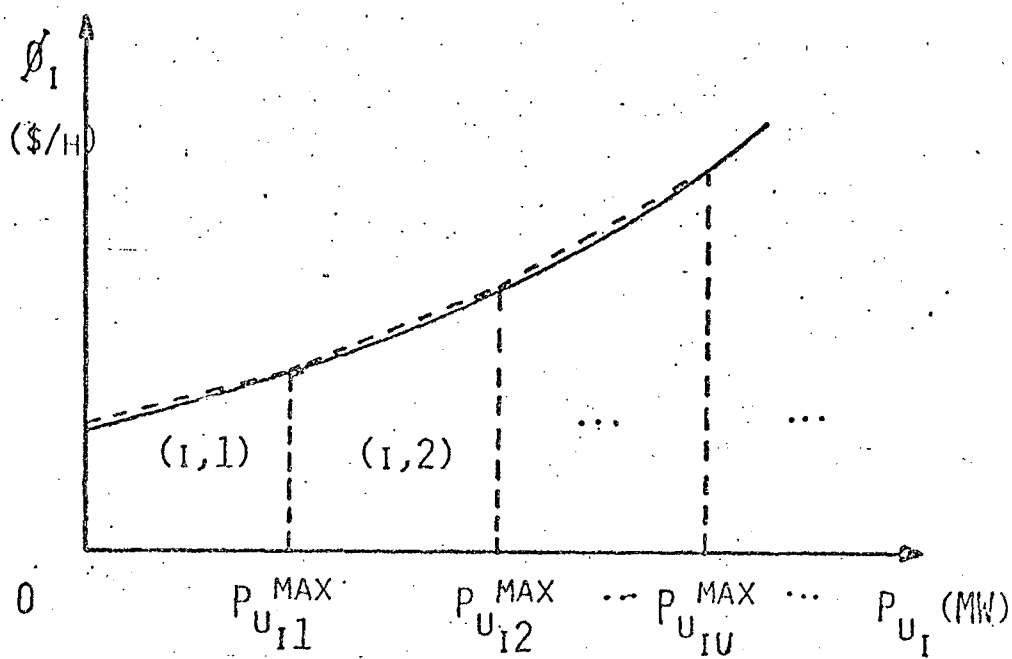


FIGURA 2-8 - CARACTERÍSTICA DE PRODUÇÃO ENTRADA - SAÍDA DA UNIDADE 1.

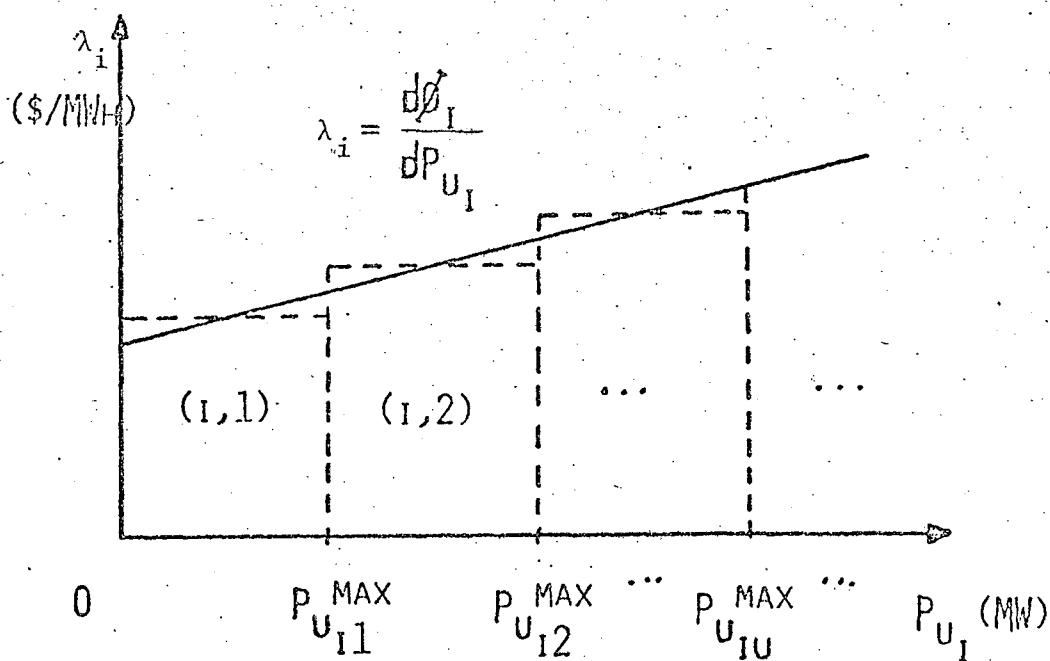


FIGURA 2-9 - CURVA DO CUSTO INCREMENTAL DE PRODUÇÃO PARA A UNIDADE 1.

do convolvendo da maneira usual a distribuição de demanda não atendida com a densidade de disponibilidade do segmento. A operação com os segmentos posteriores necessita da deconvolução de todos os segmentos anteriores pertencentes a mesma unidade, devendo ser reunidos neste momento e só então carregados através da operação de convolução. A energia esperada para o segundo segmento, por exemplo, é igual à diferença da energia esperada não suprida antes da adição deste segmento e a energia esperada não suprida após sua introdução.

A determinação do custo esperado de produção de energia produzida pelo segmento (i,j) pode ser feita, com boa aproximação, pelo produto do custo incremental médio do segmento e a energia esperada produzida pelo segmento (i,j) .

$$C(i,j) \approx \lambda(i,j) \cdot E(i,j). \quad (2.2)$$

A soma dos custos de produção de energia de cada segmento pertencente à unidade mais o custo de introdução da unidade $\phi_i(0)$ fornecem o custo total de produção de energia de cada unidade geradora.

$$C(i) = \phi_i(0) + \sum_{j=1}^{j^{\max}} C(i,j) \quad (2.3)$$

o custo total de produção de um certo período é igual à soma dos custos de cada unidade introduzida no sistema neste período adicionado do custo das compras de energia de emergência que o sistema vier a contratar por não ser capaz de atender:

$$C_T = \lambda_{\text{compra}} \cdot E_{na} + \sum_{i=1}^{i_{\text{max}}} C_i,$$

onde λ_{compra} é o custo médio incremental de compras (\$/MWh).

É necessário lembrar que o custo de produção de energia é uma função não linear da demanda, pois tanto o custo incremental quanto a energia dependem da mesma. Note-se também que as curvas de carga variam do dia típico aos dias de fim-de-semana. Deve-se portanto computar seus custos de produção isoladamente e combiná-los posteriormente para fornecer o custo total esperado de produção de energia para o período em análise.

2.2.4 - Representação da função disponibilidade de potência das unidades geradoras sujeitas a restrições de potência e energia primárias

Entre as usinas hidrelétricas, umas possuem maior dependência ao influxo do rio que outras. As primeiras são as usinas a fio d'água, as quais não podem armazenar o influxo até o próximo pico de demanda diário. Conseqüentemente estão sujeitas a limitação de potência primária. As demais são as usinas de reservatório que estão sujeitas a limitações de energia armazenada.

Para as usinas com limitação de potência primária, a função distribuição de disponibilidade de potência deve levar em conta tanto a função distribuição de disponibilidade da afluência como a de potência das unidades geradoras.

Desse modo:

$$P_{us_i} = \min (P_{a_i} , P_{tu_i})$$

onde:

P_{usi} - Potência disponível resultante da usina i .

P_{ai} - Potência correspondente à afluência para a usina i .

P_{tui} - Potência disponível do conjunto de unidades da usina i .

A função distribuição de probabilidade de P_{usi} é obtida através de¹³:

$$G_{usi}(P) = G_{ai}(P) \cdot G_{tui}(P), \quad (2.4)$$

onde $G(P)$ são funções de distribuição monotonamente decrescentes de disponibilidade das potências acima e que são estatisticamente independentes.

Também as funções G_{ai} e G_{tui} devem ser discretizadas em passos de potência comuns a todas as funções de probabilidade de potência envolvidas na formulação do problema. A partir deste momento, a função distribuição de probabilidade da usina a fio d'água está definida e esta pode ser tratada de modo análogo às usinas térmicas.

Usinas com restrição de energia não podem operar continuamente à plena potência disponível, devendo-se utilizar esta energia do melhor modo possível, tal como o "Corte da ponta de demanda (peak shaving)". Para tal deve-se estabelecer uma ordem de carregamento destas usinas.

H. Coelho¹³ utilizou o índice $k(i,j)$, definido como:

$$k(i,j) = \frac{E(i,j)}{P(i,j)}, \quad (2.5)$$

onde:

$E(i,j)$ - valor esperado de energia disponível no reservatório correspondente à usina i , durante o período j .

$P(i,j)$ - potência nominal disponível, correspondente à usina i , durante o período j .

Quanto menor o índice $k(i,j)$, tanto menor é a autonomia da usina, conseqüentemente deverá atender mais a ponta de demanda do sistema.

Com este índice definido tem-se estabelecido um critério de prioridades para atender a demanda, ou seja, uma ordem de carregamento das usinas. Primeiro são carregadas as usinas que não podem ou não devem parar. Neste grupo encontram-se as usinas a fio d'água e térmicas operando em potência mínima. A seguir as usinas com reservatório são carregadas de acordo com o índice $k(i,j)$, como descrito anteriormente. Finalmente vem os demais segmentos de térmicas, em ordem crescente de seus custos incrementais.

Assim as usinas com armazenamento limitado de regulação semanal, mensal ou anual são introduzidas como usinas de ponta na citada ordem ou pilha de carregamento de usinas, a fim de atender a demanda.

O corte do pico da potência de demanda, conforme mostra a Fig. (2.10) é iniciado realizando a convolução entre a função distribuição de demanda original, G_{do} , e a função distri

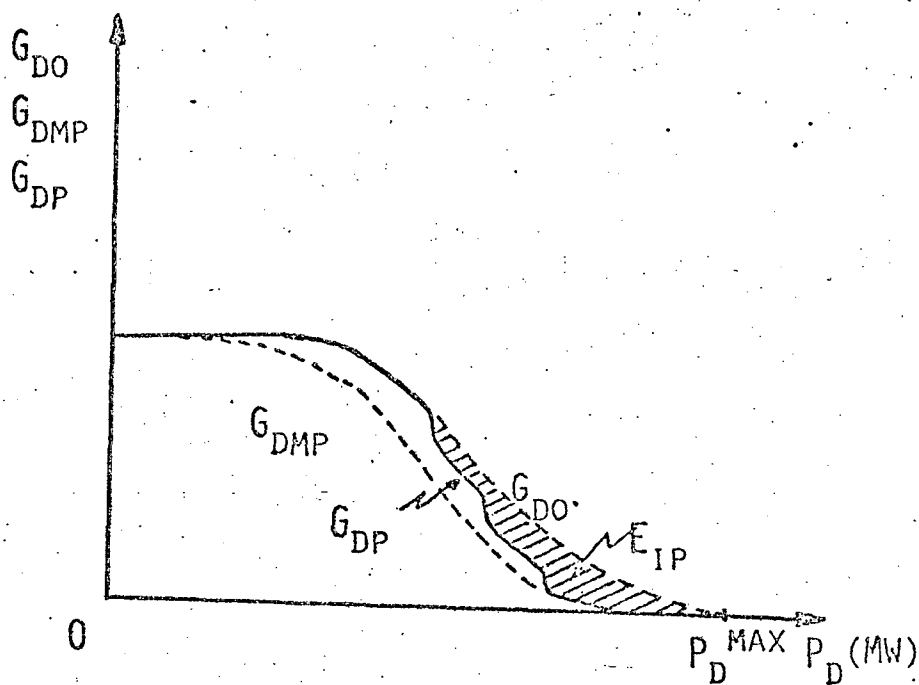


FIGURA 2-10 - CURVA DE DISTRIBUIÇÃO DE DEMANDA ORIGINAL (G_{DO}), DE DEMANDA MODIFICADA (G_{DMP}) E DE DEMANDA APÓS CORTE DO PICO (G_{DP}).

G_{DO} = CURVA DE DEMANDA ORIGINAL.

G_{DMP} = CURVA DE DEMANDA MODIFICADA.

G_{DP} = CURVA DE DEMANDA NÃO SUPRIDA APÓS O CORTE DE PICO.

E_{IP} = VALOR ESPERADO DE ENERGIA PRODUZIDA PELA USINA I QUANDO INTRODUZIDA EM PONTA.

buição de disponibilidade da usina, como se não houvesse limitações para a unidade ou usina introduzida. A função distribuição de demanda modificada obtida, G_{dmp} , considera somente a disponibilidade da usina. Toda a energia disponível da unidade é utilizada para reduzir a ponta ao máximo. Desse modo, a área entre a curva da distribuição de demanda original G_{do} e a curva de demanda modificada G_{dmp} , é calculada para cada valor de demanda, começando pela ponta, até que se esgote a energia disponível da usina.

Surge assim a função distribuição de demanda G_{dp} , Fig. (2.10), que é calculada após a introdução de cada usina em ponta, de acordo com:

$$G_{dp}(P_d) = G_{dmp}(P_d) * P(E(P_d)) + G_{do}(P_d) * (1 - P(E(P_d))) \quad (2.6)$$

onde:

$G_{dp}(P_d)$ - é o valor de probabilidade da função distribuição de demanda após o corte de pico correspondente a P_d MW.

$G_{dmp}(P_d)$ - é o valor de probabilidade da função distribuição de demanda pela introdução da unidade correspondente a um carregamento de P_d MW.

$G_{do}(P_d)$ - é o valor de probabilidade da função distribuição de demanda original, antes da introdução da usina em análise em ponta, correspondente a um carregamento de P_d MW.

$E(P_d)$ - é o valor esperado de energia de saída da unidade em análise, sempre que a demanda do sistema

for igual ou maior que P_d MW, ou seja, a área correspondente à diferença entre a função distribuição de demanda original G_{do} e a função distribuição de demanda modificada G_{dmp} acima de P_d MW.

$P(E(P_d))$ - é a probabilidade de que a energia associada ao reservatório, seja maior ou igual a $E(P_d)$ MWh.

Para usinas de pequeno reservatório, a cada nível discretizado de energia ΔE é associada uma probabilidade de ocorrência $P(E(P_d))$, porém para aquelas de grande reservatório, é associado apenas um valor de probabilidade de ocorrência: 1 ou 0.

Por outro lado, se a unidade tem, ou é suposta ter, taxa de falha igual a zero, os processos de convolução e deconvolução convertem-se em deslocamentos para a esquerda e para a direita da função densidade de demanda não atendida, respectivamente. Esses deslocamentos correspondem à potência da unidade em análise. Aparece desta maneira a função densidade de demanda não suprida que fornece a informação da quantidade de energia desta unidade. Veja Fig. (2.11).

Para fins de comparação as duas técnicas são empregadas, isto é, convolução para unidades sujeitas a saídas forçadas e, deslocamentos para as mesmas unidades quando consideradas cem por cento confiáveis.

2.3 - Modelo do Influxo do Rio

Variações de fluxo afluente em uma usina hidrelétrica são importantes em todo sistema onde a capacidade de arma

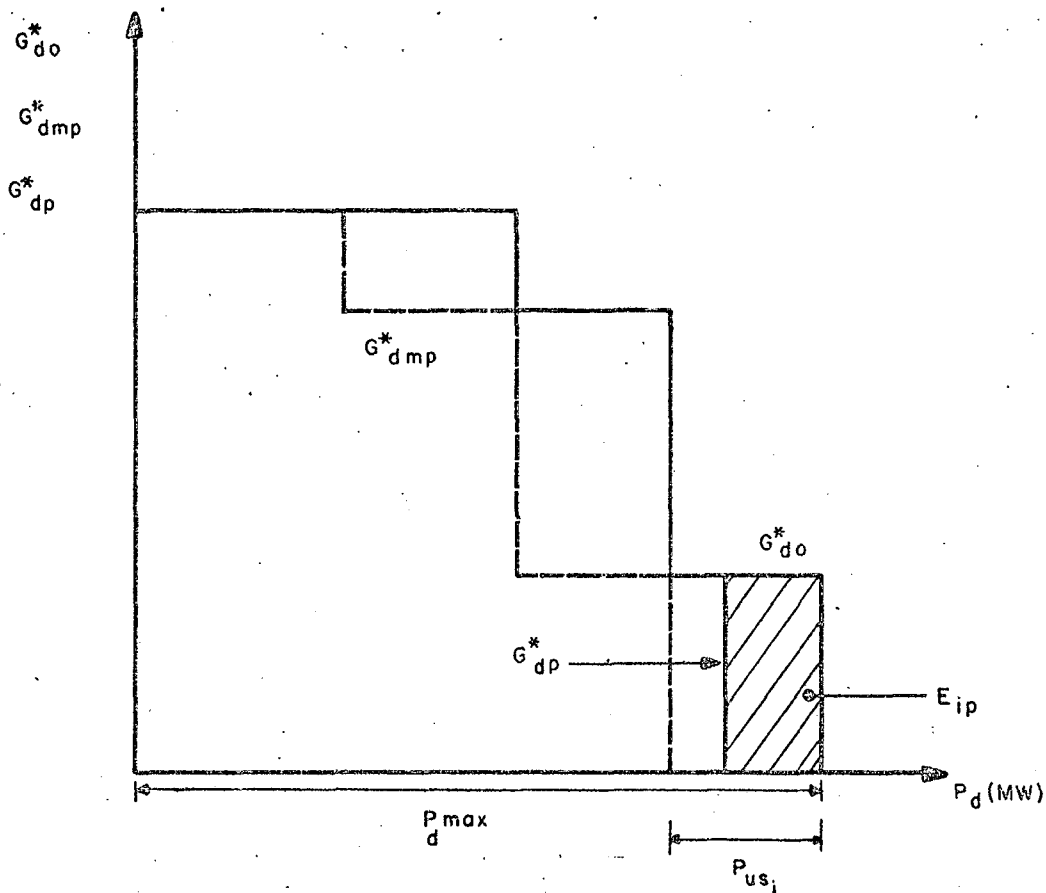


Figura 2-11 - Curva de distribuição discreta de Demanda Original (G_{do}^*), de Demanda Modificada (G_{dmp}^*) e de Demanda após o corte do pico (G_{dp}^*).

G_{do}^* = Curva de Demanda Original.

G_{dmp}^* = Curva de Demanda Modificada.

G_{dp}^* = Curva de Demanda Não Suprida após o corte de pico.

E_{ip} = Valor Esperado de Energia Produzida pela usina i quando introduzida em ponta.

P_{us_i} = Potência da usina i .

zenagem do reservatório é um fator limitante. Para tais sistemas, grandes fluxos em um ou mais intervalos podem resultar em enchentes, enquanto que pequenos fluxos podem representar escassez de energia e/ou inesperado alto custo de geração. Quanto maior a capacidade de armazenamento do reservatório de um particular rio, menor será a influência das variações de seu fluxo nas flutuações da geração total do sistema deste rio.

Como os picos de energia requeridos ocorrem tanto na época de cheias como nas de seca, torna-se essencial armazenar uma porção do fluxo nas cheias, nos reservatórios, para uso posterior durante o resto do ano. Este plano de ação pode causar vertimento, se a operação mantiver os níveis dos reservatórios perto dos limites superiores.

A complexidade introduzida pela variação do fluxo pode ser evitada pela utilização do valor médio. As vantagens de correntes deste artifício são evidentes: simplificação do modelo, menor quantidade de dados e menor tempo de processamento.

Um outro método escolhido por diferentes autores é representar o influxo num intervalo por uma função densidade de probabilidade discreta desenvolvida através de registros históricos. Isto implica em significativos efeitos no tempo de processamento como pode ser mostrado no seguinte exemplo: assumamos que um valor médio é utilizado em cada intervalo; o tempo para processar tal planejamento é considerado como uma unidade. Agora, sendo o fluxo representado por uma função densidade de probabilidade discreta com N elementos, tem-se N unidades de tempo de processamento em cada intervalo. Esta complexidade de modelo eleva consideravelmente a carga computacional, sendo que o modelo adotado neste trabalho permite, através de algumas modificações,

utilizar esta função densidade de probabilidade discreta de influxo.

Como neste modelo os influxos do rio durante o período analisado pelo planejamento são considerados determinísticos, as decisões operacionais futuras baseiam-se no conhecimento atual do estado do sistema, e também nas previsões do que ocorrerá até às vésperas de serem tomadas as decisões. É um jogo de incertezas com a natureza. Rees & Larson¹ escreveram: "Ainda que os dados sejam determinísticos", ou seja, influxos mensais determinísticos, "podem ser coletados a partir de curvas guia que levam em conta a incerteza de influxos durante o ano". Deste modo obtêm-se resultados conservativos com alta probabilidade de corresponderem à realidade.

2.4 - Violação de restrições

Um dos métodos mais conhecidos para assegurar que as restrições de demanda não sejam violadas, é através de uma função penalidade. Isto significa que se uma restrição for violada, por exemplo vertimento demasiado em uma usina hidrelétrica pode conduzir a uma maior probabilidade de demanda não atendida requerendo maior utilização térmica. Como consequência, surgem custos adicionais.

A fim de evitar a generalização da violação, que conduz a igual ponderação de faltas de diferentes gravidades, podendo conduzir à excessivas violações e por outro lado à excessiva cautela para pequenas violações, adota-se a função penalidade de Luenberger²:

$$P = \begin{cases} 0 & \text{para nenhuma restrição} \\ k |X - X_{\text{limite}}|^2 & \text{para violação.} \end{cases}$$

Deste modo a função a otimizar tem a forma:

$$\min f(x) + P.$$

As vantagens desta função penalidade são:

- a) podem ser facilmente incluídas no modelo,
- b) não introduzem uma "função passo" nos custos (não produz vantagens neste modelo pois teremos um modelo discreto)
- c) pela escolha apropriada de k , assegura-se que os limites não serão excessivamente violados e ainda introduzirá custos realistas adicionais para pequenas violações.

Função penalidade deste tipo será utilizada em algumas restrições no modelo.

Muitas companhias de Energia Elétrica fazem uso do Método da Curva Limite para assegurar as restrições. Esta curva mostra o nível mínimo do reservatório que precisa estar disponível em cada intervalo do ano, para assegurar que um especificado nível de cargas firmes possa ser suprido mesmo nos períodos de maior seca (menores influxos). A demanda firme pode ser um valor constante para todo o ano ou pode ser uma curva de carga correspondendo a alterações sazonais de demanda através do ano.

Ocorrem algumas deficiências neste método:

- a) não se tem certeza do inteiro atendimento da de

manda a menos que a Curva Limite seja gerada por um número exaustivo de sequências de influxo.

- b) o método não leva em conta custos de operação diferenciados entre as usinas térmicas.

Sokkappa³ aplicou o Método do Gradiente de Primeira Ordem (Steepest Descent) a um sistema hidrotérmico, onde as restrições de operação eram tratadas simultaneamente com o processo de otimização, com o uso de variáveis de folga. Para o conjunto de restrições que atuam em cada variável, verifica-se qual limite está mais próximo a ser violado, e a restrição de desigualdade passa a ser expressa por uma restrição de igualdade, juntamente com a variável de folga. A cada limite a ser ultrapassado, nova variável de folga é adicionada ao problema. Para cada variável dependente, uma equação de restrição é gerada e aparecem tantas equações de restrição, ou ainda, tantas variáveis de folga, quantas forem as variáveis dependentes. Já que o Método do Gradiente de Primeira Ordem utiliza um processo iterativo que possui passos ajustáveis, o autor³ monitora em seu algoritmo violações de restrição, que ocorrem devido a escolha de um passo longo demais, e reduz o tamanho deste passo, calculando as mudanças das variáveis em qualquer iteração. Este modelo é baseado na premissa de que a demanda e os fluxos sejam determinísticos. Entretanto, se o plano daqui resultante fosse aplicado a um sistema atual, as violações das restrições deveriam ser antecipadas, devido à natureza randômica destas variáveis.

O método dos Gradientes não é muito eficiente em termos de tempo de processamento por causa da complexidade intro

duzida pelo conjunto de restrições, que aparecem regularmente no modelo adotado.

Em muitos casos pode-se impor restrições absolutas, ou seja, restrições invioláveis, levando em conta as características do algoritmo de otimização escolhido. Em Programação Dinâmica, por exemplo, as variáveis de controle podem ser facilmente restringidas em qualquer faixa, simplesmente pela limitação na escolha dos valores no algoritmo.

Similarmente, as variáveis de estado podem ser escolhidas em qualquer faixa, pela incorporação de verificações no algoritmo, as quais não permitirão que atuem quaisquer valores das variáveis de controle que efetivariam violação de restrições.

Em alguns métodos⁴ as variáveis de estado que definem o processo são as descargas do reservatório. Já outros autores⁵⁻⁷, tratam o volume do reservatório como variável de estado e a descargas da usina aparecem como variáveis de controle. Em ambos, o tempo é o estágio em que está a variável de estado.

Programação Dinâmica é, utilizada no modelo desta dissertação usando valores esperados de influxo e definindo volume do reservatório como variável de estado. É importante destacar que a aplicação da trajetória ótima desenvolvida pode resultar em violações de restrição de reservatório.

2.5 - Técnicas de Planejamento de operação da geração hidrotérmica

Relacionam-se aqui algumas técnicas tradicionais de planejamento de operação e outras citadas na literatura que uti-

lizam algoritmos de otimização.

Para qualquer sistema complexo é difícil obter um algoritmo de otimização que relacione ótimo global com um tempo de processamento pequeno. Normalmente há um compromisso entre exatidão e tempo de computação.

O método utilizado para um sistema em particular deve ser escolhido tendo em mente as características do problema e o modo pelo qual os resultados serão aplicados.

a) Curva Limite:

A Curva Limite tem por finalidade determinar o nível mínimo de armazenamento em reservatório de modo que se consiga atender todas as cargas previstas para o sistema, mesmo ocorrendo um período seco. A vantagem primordial do método da Curva Limite é a facilidade de pesquisar e definir tais curvas a partir de um conjunto de curvas guia e a facilidade também para a aplicação direta pelo operador. Assim as usinas térmicas deverão entrar em funcionamento quando o armazenamento se situar abaixo da Curva Limite. A finalidade desta estratégia é manter o volume dos reservatórios em níveis tais que continuem a atender a carga prevista. Em princípio as térmicas são tratadas como uma máquina equivalente completando a geração hidráulica, não levando em conta as peculiaridades da operação econômicas daquelas.

Araújo e Terry⁸ diferenciaram as térmicas por grupos de custos operacionais diferentes, proporcionando maior versatilidade ao método.

O método da Curva Limite não prevê a redistribuição do uso da água a fim de atender as condições de operação

das térmicas.

b) Curva de Deplecionamento Proporcional:

O tempo de processamento para qualquer tipo de modelo depende do número de variáveis. As descargas dos reservatórios são normalmente escolhidas como variáveis de controle. Para diminuir o número destas variáveis o método com a "Curva de Deplecionamento Proporcional" pressupõe que as descargas sejam proporcionais entre si. Um fator de proporcionalidade indica a posição relativa em que está cada reservatório e esta posição é tal que deve atender a Curva Limite do próprio reservatório e suas limitações. Isto faz com que todos reservatórios deplecionem e encham ao mesmo tempo no ano. A desvantagem deste método é não garantir operação ótima individual aos reservatórios. Se, por exemplo, um particular rio no sistema tem uma variação de fluxo superior a de outros rios, então é necessário um diferente modo de operação de reservatório.

Entretanto, o método tem suas vantagens:

- 1) A energia é gerada por todas as usinas no sistema, assim as perdas por transmissão são reduzidas.
- 2) Mudanças nos níveis dos reservatórios são distribuídas sobre o sistema inteiro, evitando variações bruscas.
- 3) Cada reservatório tem aproximadamente a mesma probabilidade de ser esvaziado ou ser forçado a ter vertimento.
- 4) Como a reserva de armazenamento não é concentra

da em nenhum reservatório, a saída de equipamentos em qualquer complexo de geração específico, associado a um reservatório em particular, não causa maiores problemas do que com qualquer outro reservatório.

Esta idéia é utilizada, quando da opção por operação a Modelo Equivalente.

c) Programação Dinâmica:

Para aplicar este método, o problema precisa satisfazer um número de critérios:

- 1) É necessário a possibilidade de se ver o problema como uma série de N-estágios, cada qual requerendo uma decisão como variável de controle.
- 2) O problema precisa ter a mesma estrutura em cada estágio.
- 3) Deve existir uma variável (ou variáveis) que define o estado do sistema a cada estágio.
- 4) O valor escolhido para a variável de controle no estágio K precisa afetar a função custo no estágio K e ser um dos fatores que determinam o valor da variável (s) de estado nos estágios que se sucedam.

Todas estas condições são satisfeitas pelo problema de planejamento a médio e longo prazo.

Em programação dinâmica existem a forma direta e a forma inversa. Se for utilizado a ordem direta, estado inicial para estado final, deve-se assumir valor zero para qualquer armazem

namamento restante no final do período que não seja o valor que se adota para estado final. Ao se adotar a ordem inversa, o próprio algoritmo produz uma tabela de resultados para cada intervalo e mostra o custo para qualquer valor de nível assumido pelo reservatório. Essa tabela de resultados possibilita, além da trajetória ótima, uma operação adaptativa para o operador. Programação Dinâmica em "sentido inverso" será utilizada no modelo deste trabalho.

Programação Dinâmica pode ser facilmente utilizada com modelos estocásticos, sendo que com estes não se obtém um valor absoluto para custos de operação, mas um valor esperado, relacionado com a função densidade de probabilidade dos influxos.

Existem muitas vantagens no uso da programação dinâmica:

- a) um ótimo global pode ser obtido;
- b) qualquer tipo de restrição pode atuar;
- c) qualquer número de relações pode ser representada em detalhes;
- d) variáveis randômicas podem ser incorporadas sem excessiva complexidade;
- e) qualquer tipo de função objetiva pode ser utilizada.

Sua principal desvantagem é a dimensão que toma o problema. Pode-se reduzir a dimensão dos vetores utilizados pelo uso do método das "Aproximações Sucessivas"⁷ em conjunto com programação dinâmica.

O modelo utilizado se enquadra nas especificações

de Korsak e Larson¹⁵, ou seja:

- a) função objetiva convexa;
- b) equação de dinâmica que rege o sistema linear;
- c) restrições de limites superiores e inferiores para as variáveis de controle e de estado.

Segundo estes autores há convergência para o ótimo global, através de programação dinâmica a aproximações sucessivas.

2.6 - Conclusão

Após analisadas as simplificações efetuadas no modelo estocástico de produção de energia e as vantagens e desvantagens de alguns métodos de modelagem de sistemas hidrotérmicos, o modelo afinal adotado é o que se descreve a seguir. Deve-se observar que um modelo de produção de energia deve representar tanto a disponibilidade de energia quanto a disponibilidade de potência, devido às limitações de energia e potência primárias. A função objetiva, utilizada neste trabalho para otimizar a operação de um sistema de geração hidrotérmico, é a função custo de geração de energia obtida a partir de um modelo estocástico de produção de energia, observando as disponibilidades indicadas acima. Considera-se ainda demanda estocástica e valores esperados de afluência dos rios. Utiliza-se Programação Dinâmica, tratando as descargas das hidrelétricas como variáveis de decisão e os volumes dos reservatórios como variáveis de estado do sistema. A programação dinâmica tem como produto final a evolução ótima dos volumes dos reservatórios no tempo, representada graficamente pe

la trajetória ótima, que leva a vazões e conseqüentemente a gerações hidráulicas ótimas.

C A P Í T U L O I I I

MODELO DA OPERAÇÃO DOS SISTEMAS HIDRELÉTRICOS

3.1 - Introdução

O presente capítulo traz a modelagem de usinas hidrelétricas individualizadas, as quais podem ser agrupadas em usinas equivalentes segundo suas características e situação geográfica. No modelo equivalente da usina hidráulica, os influxos do rio, as vazões turbinadas e os volumes de água armazenados são transformados em grandezas elétricas equivalentes através de fatores de conversão apropriados. São apresentadas também a formulação matemática do modelo e sua aplicação conjunta com programação dinâmica determinística para a operação de um sistema hidrotérmico.

3.2 - Usinas Individualizadas

Ao se tratar de usinas hidrelétricas individualizadas, a descarga do reservatório $q(i,j)$ é escolhida como variável de controle (independente) no algoritmo de otimização. Embora a descarga para um intervalo seja considerada constante, a energia que ela produz pode variar significativamente no intervalo, devido ao uso de usinas no corte do pico da demanda. Estas variações não são ignoradas, quando utilizado o programa que calcula os custos de operação através do modelo estocástico, que relaciona o

custo de operação do sistema com a energia produzida por $q(i,j)$. Neste programa são levadas em conta as variações de potência, para obter uma estimativa razoável da probabilidade de não atendimento da demanda.

A potência de saída de uma usina hidráulica a fio d'água pode ser dada por:

$$P(i,j) = \eta(m,i,j) \cdot q(i,j) \quad (3.1)$$

onde: $\eta(m,i,j)$ = fator de eficiência médio para a usina i durante o intervalo j , dependente da quantidade de água turbinada. Este valor também é chamado de consumo específico e é dado por KWh/m^3 ou GWh/hm^3 . Este fator de eficiência vai ser adotado ou posteriormente como um fator de conversão (item 3.3.2).

$q(i,j)$ = defluência na usina a fio d'água i no período j .

Se a usina for utilizada para corte de pico da demanda, sua potência de saída se torna:

$$P(i,j) = \eta(m,i,j) \cdot \frac{1}{T} \int_0^T q(i,j) dt \quad (3.2)$$

onde: $\frac{1}{T} \int_0^T q(i,j) dt$ = defluência média para a usina i onde ocorre o corte de pico no período j , por um tempo T .

É notado que em usinas a fio d'água a potência é limitada não só pela disponibilidade de máquina como também pela

disponibilidade de afluência. Já nas usinas de reservatório é indispensável não só a disponibilidade de máquina mas também a disponibilidade de energia armazenada.

Esta será uma das considerações em um dos modelos simplificados: centrais hidrelétricas de regularização diária se não consideradas a fio d'água e, juntamente com estas, descontadas da Demanda.

Se uma usina individual ou equivalente é de grande reservatório e pode realizar corte de pico, então a capacidade de armazenamento a curto-prazo, ou seja, autonomia, permite que a potência de saída seja variável nos intervalos.

Duas limitações físicas devem ser consideradas em controle de reservatório:

- a) limites de armazenamento do reservatório,
- b) limites de capacidade de geração.

Limites de armazenamento podem causar outros dois problemas:

- 1) Energia precisa ser produzida mais do que a desejada, para evitar a violação do limite superior do reservatório.
- 2) Energia deve ser gerada abaixo do desejado para evitar a violação do limite inferior do reservatório.

Em cada caso o conjunto dos efeitos é alterar a forma de gerar estas energias mas não a energia total produzida.

O limite de capacidade de geração também não deve ser ignorado, pois, afeta a operação do modelo em cada intervalo:

$$P_u(i,j) = \sum_{m=1}^{M(i)} A(i,j,m) \cdot CAP(i,m), \quad (3.3)$$

onde: $P_u(i,j)$ = capacidade máxima da usina i no intervalo j .

$M(i)$ = número de unidades da usina i .

$$A(i,j,m) = \begin{cases} 1, & \text{se a unidade } m \text{ da usina } i \text{ está disponível no} \\ & \text{intervalo } j. \\ 0, & \text{se está indisponível.} \end{cases}$$

$CAP(i,m)$ = capacidade máxima da unidade m da usina i .

$A(i,j,m)$ depende das saídas forçadas e das saídas programadas (manutenção preventiva), que impõe os dois pontos seguintes:

- a) uma redução na potência de saída máxima,
- b) uma redução na energia total máxima que a usina pode produzir.

Assim se uma unidade está fora de serviço, isto não causa automaticamente uma redução de energia; o operador pode normalmente utilizar a energia em outras horas de demanda mais reduzida quando normalmente houver capacidade ociosa na usina.

3.3 - Usinas equivalentes

A fim de que se possa lançar mão das vantagens da programação dinâmica, (ítem seguinte), é necessário que o número de usinas hidrelétricas do sistema não seja muito elevado. Utili

zando um modelo de representação de um sistema de potência a multireservatórios⁵, representam-se usinas em cascata como se possuíssem um único reservatório. Estas usinas devem estar próximas umas às outras, para que se adote a hipótese de possuírem um ciclo hidrológico semelhante.

Cada usina equivalente definida acima tem uma única vazão turbinada, um único volume armazenado, etc.

3.3.1 - Operação das Usinas Individualizadas do Modelo Equivalente

Como primeiro passo, o método transforma a vazão natural afluyente a cada usina em energia potencial através de seus rendimentos energéticos médios. O mesmo acontece com o conjunto de reservatórios, substituindo-os por um único. Toda a energia natural afluyente que não for necessária à demanda será acumulada no reservatório, e por outro lado, se ela for insuficiente o reservatório será deplecionado.

Ao se agrupar várias usinas em uma só, deve-se prever também um critério de operação. Uma hipótese utilizada no modelo é a operação dos volumes em paralelo, isto é, todos os reservatórios deplecionam ou enchem ao mesmo tempo no ano.

Assim, a energia de um reservatório equivalente armazenada entre dois estados do sistema, corresponde à energia total obtida se todos os reservatórios fossem deplecionados em paralelo, desde seus volumes iniciais até seus respectivos volumes finais.

Um outro ponto a ser salientado é o problema dos limites do reservatório equivalente. Não se consegue na prática

uma total operação paralela dos volumes. Por esta razão as violações de limite superior de armazenamento do reservatório, de correntes da capacidade insuficiente de turbinamento, que causariam vertimentos, devem ser tratados com menor rigor. Penaliza-se por conseguinte, com maior rigor as infrações de limite inferior que as de limite superior, de acordo com:

$$P = \begin{cases} K_1 |X - X_{\text{limite}}|^n & \text{violação ao limite superior.} \\ K_2 |X - X_{\text{limite}}|^n & \text{violação ao limite inferior.} \\ 0 & \text{nenhuma violação.} \end{cases}$$

onde $K_2 > K_1$.

3.3.2 - Transformação em Energia Potencial

Uma grande preocupação na modelagem da usina equivalente é representar mais fielmente possível as características que exhibe o sistema das usinas individualizadas. Deste modo é notado que a água pode ter potenciais diferentes, para gerar energia elétrica, em diferentes locais. Assim, a cada usina hidrelétrica do sistema é associado um fator de conversão do tipo:

$$F.C. = \frac{En}{Vol} \left(\frac{KWh}{m^3} \right) . .$$

O fator de conversão fornece a quantidade de KWh gerada por um volume d'água de $1m^3$. Em geral este fator de conversão depende do volume de água armazenado e da quantidade d'água defluente (vazão turbinada mais vertimentos). Na construção do modelo composto, um fator de conversão fixo foi assumido para

cada usina. O erro decorrente desta premissa pode ser levado em conta numa correção da energia armazenada (Ítem 3.3.3).

A energia que é controlável em determinada usina pode ser obtida multiplicando seu volume d'água armazenado, pela soma dos fatores de conversão desta usina e das outras que estão em cascata com ela. A energia potencial total armazenada neste reservatório no começo do intervalo i é:

$$EP(i) = \sum_{j=1}^N V(i,j) \cdot (\Sigma F.C.) \cdot (j), \quad (3.4)$$

onde: $V(i,j)$ é o volume de água armazenado disponível na usina j no começo do intervalo i , em m^3 (ou hm^3).

$(\Sigma F.C.) \cdot (j)$ é a soma de todos os fatores de conversão das usinas que estão em cascata com a hidrelétrica j , inclusive esta, em $\frac{KWh}{m^3}$ ou $\frac{GWh}{hm^3}$.

N é o número de usinas que compõe a usina equivalente.

$EP(i)$ é a energia potencial total no começo do intervalo i em KWh (ou GWh).

De maneira análoga, a conversão da afluência se processa:

$$X(i) = \sum_{j=1}^N x(i,j) \cdot F.C. (j), \quad (3.5)$$

onde: $X(i)$ é a afluência média em $\frac{KWh}{S}$ (ou $\frac{GWh}{S}$) da usina equivalente durante o período i .

$x(i,j)$ é a afluência total de água que chega ao reservatório j em um período i , em m^3/s (ou hm^3/s).

F.C.(j) é o fator de conversão da usina j em KWh/m^3 (ou GWh/hm^3).

A potência de saída decorrente do turbinamento é:

$$Q(i) = \sum_{j=1}^N q(i,j) \cdot F.C.(j), \quad (3.6)$$

onde: $Q(i)$ a vazão média em $\frac{KWh}{S}$ (ou $\frac{GWh}{S}$) da usina equivalente durante o período i .

$q(i,j)$ é a defluência (vazão turbinada mais vertimentos) média da usina j durante o período i , em m^3/s (ou hm^3/s).

Estas quantidades aqui definidas devem satisfazer a seguinte relação:

$$PE(i+1) = PE(i) + (X(i) - Q(i)) \cdot d(i), \quad (3.7)$$

onde: $d(i)$ é o tempo em segundos do período i .

3.3.3 - Correção na Transformação para Energia Potencial

A energia produzida pela adoção do modelo de energia potencial não será igual àquela que efetivamente será gerada pelas turbinas. A razão para isto é a utilização de um valor médio do fator de conversão (F.C.) para cada usina, quando da transformação para energia potencial, o qual é diferente do fator de conversão de cada período. O fator de conversão depende demasiadamente da altura de queda, cuja variação pode ser expressiva. Outra razão é que nem toda água passa através das turbinas, pois alguma é vertida.

Faz-se necessária uma correção para considerar estas variações. Como os volumes referentes a cada um dos componentes do modelo equivalente não estão mais disponíveis a partir do segundo período analisado, a correção é feita na energia armazenada do próprio modelo equivalente.

Um "fator de correção" é então utilizado para fornecer a energia controlável real a cada período⁹.

$$Q'(i) = f.c.(EP) \cdot Q(i), \quad (3.8)$$

onde: $Q'(i)$ = energia produzida e corrigida, em KWh (ou GWh) por dia.

f.c. = fator correção, função da energia armazenada do sistema EP - ver figura 3-1.

$Q(i)$ = energia produzida, calculada a partir do fator de conversão fixo (F.C.) das alturas médias.

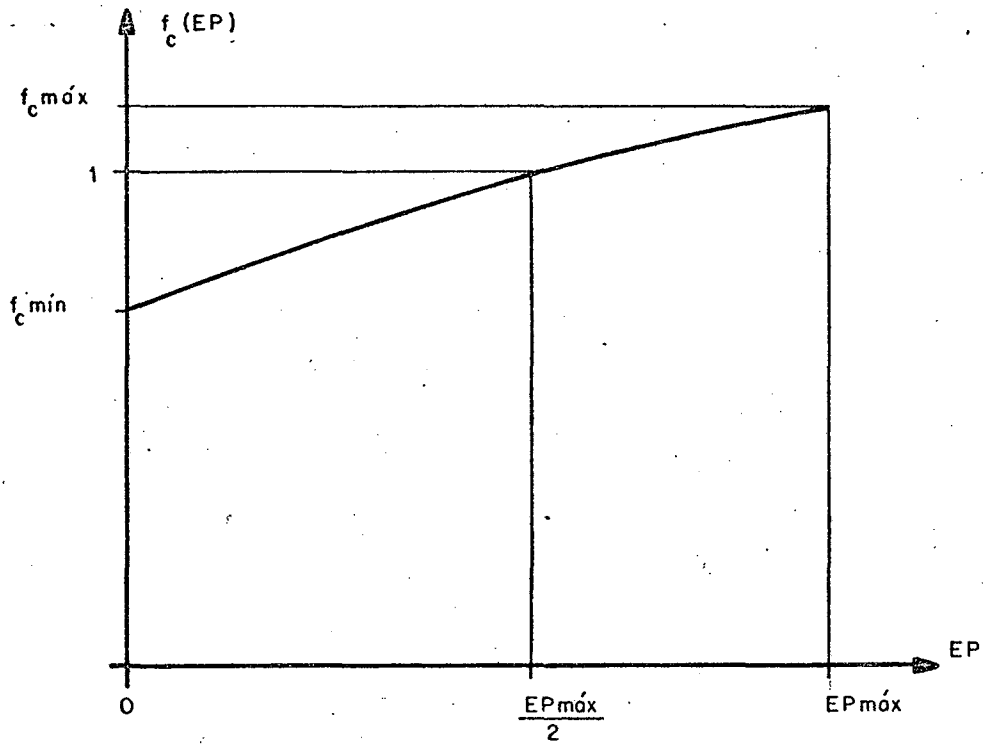


Figura 3-1 - Correção na transformação para Energia Potencial.

Se por acaso a curva dos fatores de correção não estiver à disposição, os cálculos prosseguem utilizando-se o valor obtido pelas alturas médias, sem esta redifinição (3.8).

Note-se ainda que a evaporação é considerável em algumas regiões, influenciando no volume d'água armazenado disponível.

3.4 - Algoritmo de Otimização

Como o problema deste modelo satisfaz os critérios necessários para aplicação de programação dinâmica (ítem 2.3.d), esta é a técnica de otimização escolhida.

Atualmente uma das técnicas de otimização mais poderosas é a programação dinâmica de Bellman⁷.

Por otimização entende-se descobrir a melhor solução entre várias alternativas viáveis no caso em estudo minimiza-se o custo de operação de um sistema de potência, dando melhor participação às usinas térmicas e hidráulicas.

R.E.Larson¹⁰ descreve o problema dos procedimentos computacionais da Programação Dinâmica.

3.4.1 - Problemas Determinísticos

Se as variáveis de estado e de controle podem ser consideradas discretas no tempo e determinísticas, o problema pode ser formulado da seguinte maneira:

- 1) O sistema é descrito por uma equação diferencial geral não linear

$$v(i + 1) = \Phi[v(i), q(i), i], \quad (3.9)$$

onde: v é um vetor de estado n - dimensional,
 q é um vetor de controle m - dimensional,
 i é um indicador para a variável de estágios e Φ é uma
função vetorial n - dimensional.

2) A função objetiva ou função de retorno, é definida por

$$CT = \sum_{i=0}^k C[v(i), q(i), i], \quad (3.10)$$

onde: CT é o custo total
e C é o custo para apenas um estágio.

3) Restrições:

$$v \in v(i) \quad (3.11)$$

$$q \in \theta(v, i), \quad (3.12)$$

onde: $v(i)$ é um conjunto de estados viáveis no estágio i ,
 $\theta(v, i)$ é um conjunto de controles viáveis no estado v , es-
tágio i .

4) Um estado inicial

$$v(0) = C. \quad (3.13)$$

A solução proposta é encontrar a sequência de con-
troles $q(0), q(1), \dots, q(k)$ tal que CT em (3.10) seja minimiza

do, sujeito à equação do sistema (3.9), às restrições (3.11) e (3.12) e ao estado inicial (3.13).

O problema da otimização da minimização de custos de operação pode ser dada da maneira seguinte:

$$I[v(i), i] = \text{Min}_{\substack{q(i), \\ i=0 \text{ a } k}} \left\{ \sum_{j=0}^k c[v(j), q(j), j] \right\}, \quad (3.14)$$

onde: $I[v(i), i]$ é a função de mínimo custo para $v \in V$ e todo $i, i = 0, 1, \dots, k,$

$C[v(j), q(j), j]$ é a função custo no período $j.$

Baseado no princípio de Otimização de Bellman¹⁰, o somatório acima pode ser dividido em duas partes, ou seja, de $j = 0$ a $j = i$ e o somatório de $j = i + 1$ a $j = k.$ A minimização (3.14) torna-se portanto:

$$I[v(i), i] = \text{Min}_{q(i)} \text{Min}_{\substack{q(j) \\ j=i+1 \text{ a } k}} \left\{ C[v(i), q(i), i] + \sum_{j=i+1}^k C[v(j), q(j), j] \right\}. \quad (3.15)$$

Pode ser notado que o primeiro termo entre colchetes na equação (3.15) depende somente de $q(i)$ e não dos demais $q(j), j = i+1$ a $k.$ Desta maneira, como a minimização sobre $q(j),$ para $j > i$ não afeta esta parcela, pode-se escrever:

$$\text{Min}_{q(i)} \text{Min}_{\substack{q(j) \\ j=i+1 \text{ a } k}} \left\{ C[v(i), q(i), i] \right\} = \text{Min}_{q(i)} \left\{ C[v(i), q(i), i] \right\}. \quad (3.16)$$

A segunda parcela de (3.15) não depende explicitamente de $q(i)$, entretanto a equação de estado

$$v(i+1) = \phi [v(i), q(i), i]$$

mostra sua dependência por $q(i)$ ao se determinar $v(i+1)$.

Reescrevendo o segundo termo da equação (3.15), tem-se:

$$\text{Min}_{q(i)} \quad \text{Min}_{\substack{q(j) \\ j=i+1 \text{ a } k}} \left\{ \sum_{j=i+1}^k C[v(j), q(j), j] \right\} = \text{Min}_{q(i)} \left\{ I[\phi[v(i), q(i), i], i+1] \right\}. \quad (3.17)$$

Ao se reunir (3.16) e (3.17), a expressão de otimização (3.14) torna-se:

$$I[v(i), i] = \text{Min}_{q(i)} \left\{ C[v(i), q(i), i] + I[\phi[v(i), q(i), i], i+1] \right\}. \quad (3.18)$$

Esta é a expressão recursiva que determina $I[v(i), i]$ para todos estados admissíveis do estágio i , a partir do conhecimento de $I[v(i+1), i+1]$ para todos os estados admissíveis no estágio $i+1$. O controle ótimo no estado $v(i)$ e estágio i , representado por $q^*(v, i)$, é o valor de q , o qual minimiza (3.18).

Um ponto importante a ser notado é que $I[v(i), i]$ e $q^*(v, i)$ são calculados a partir de $I[v(i+1), i+1]$, portanto é necessário calcular (3.18) primeiramente em $i+1$.

A condição de limite terminal é:

$$I[v(k), k] = \text{Min}_{q(k)} \left\{ C[v(k), q(k), k] \right\} . \quad (3.19)$$

3.4.2 - Procedimento Usual na Resolução de $I[v(i), i]$

O procedimento de resolução através de programação dinâmica da função de mínimo custo $I[v(i), i]$, trabalha com valores quantificados de variável de estado $v(i)$ e de variável de controle $q(i)$.

O primeiro passo é descobrir $I[v(i), k]$ para todos os estados quantificados $v \in V$ pelo cálculo dos $C[v(k), q(k), k]$ para cada variável de controle quantificados $q \in Q$. Escolhe-se o valor mínimo por comparação direta e elege-se o controle ótimo $q^*(i)$ que minimiza $C[v(k), q(k), k]$.

No passo seguinte, em $i = k-1$, aplicam-se todos os controles quantificados $q \in Q$ a cada estado quantificado $v \in V$ e calcula-se o próximo estado $\phi[v(k-1), q(k-1), k-1]$. O custo mínimo do atual estado $I[\phi[v(k-1), q(k-1), k-1], k]$ é descoberto por interpolação utilizando os valores de $I[v(k), k]$ dos estados quantificados. Para a obtenção de $I[v(k-1), k-1]$, somam-se os custos do próprio estágio $C[v(k-1), q(k-1), k-1]$ e os valores da função mínimo custo correspondente até este estágio, para cada controle quantificado. Os custos são comparados e o mínimo valor é eleito. O controle ótimo $q^*[v(k-1), k-1]$ até este estágio é armazenado, e corresponde ao valor de controle que obtém o mínimo custo.

O processo continua até se chegar à condição inicial obtendo a cada passo os valores de $I[v(i), i]$ e $q^*[v(i), i]$ em função dos valores de $I[v(i+1), i+1]$.

A figura 3-2 ilustra o processo.

3.4.3 - Dimensão do Algoritmo de Programação Dinâmica

Em cada estágio i , para cada valor admissível da variável de estado $v \in V$, a função objetiva $I[v(i), i]$ é computada para cada valor viável das variáveis de decisão $q \in Q$. Desta forma obtém-se um valor ótimo para cada variável de decisão de cada variável de estado. Isto leva a um aumento do tempo de processamento e da memória utilizada do computador, ou seja, grande número de estágios e/ou variáveis de estado devem ser evitados¹⁰.

Refinamentos computacionais mais chegados a Programação Dinâmica dizem respeito às variáveis de estado. Existem dois possíveis estratégias¹⁴:

- 1) reduzir o número de valores viáveis de uma variável de estado,
- 2) quando houver mais do que uma variável de estado, eliminar algumas destas conjuntamente.

Nesta presente dissertação, foram utilizadas estas duas estratégias. A redução do número de valores viáveis foi feita através da atuação de limites superiores e inferiores de $v(i)$. Quanto ao segundo item, duas medidas foram tomadas:

- 1) foi utilizado um modelo de usinas equivalentes, para as usinas que tem um sistema hidrológico semelhante (item 3.3).

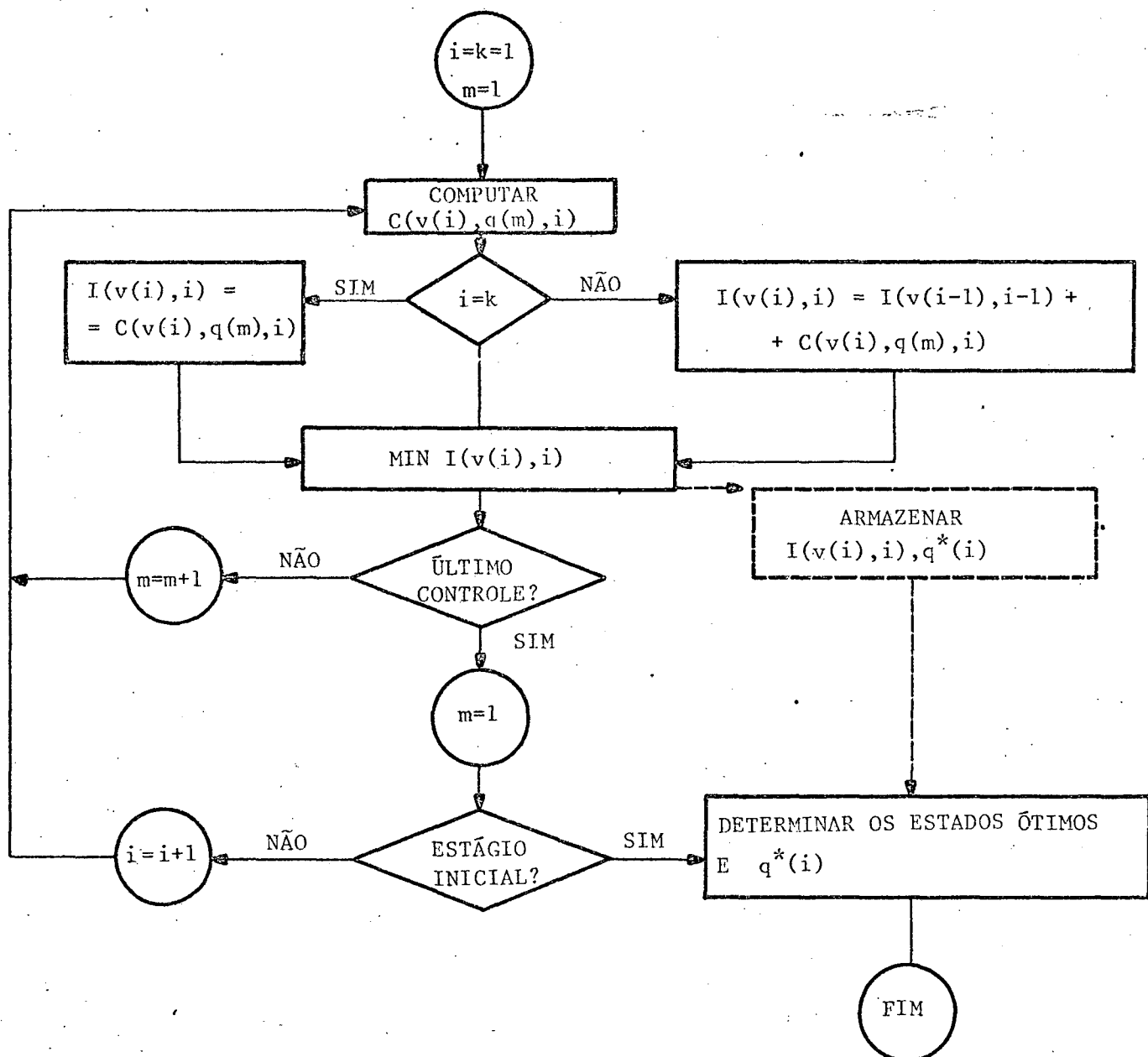


Figura 3-2 - Fluxograma de Programação Dinâmica Unidimensional , onde m é o indicador do vetor de controle (ou decisão) q , i é o indicador do estágio do vetor de estado v e k é o estágio final.

2) o método das Aproximações Sucessivas atua no sentido de tornar o problema a múltiplas variáveis num problema unidimensional. O modelo a usina equivalente ainda é necessário, porque o Método das Aproximações Sucessivas também tem suas limitações⁷.

A participação de uma variável de estado é muito diferente da participação da variável de decisão, e assim a redução das variáveis de estado é feita de maneira singular.

Para que se tenham fundamentadas estas diferenças, analise-se as equações recursivas:

$$I[v(i), i] = \min_{q(i)} \{ C[v(i), q(i), i] + I[\phi[v(i), q(i)], i+1] \},$$

$$\phi[v(i), q(i), i] = v(i+1).$$

O que se pretende é calcular os valores que minimizam $I[v(i), i]$, e portanto, quanto menor for o número de variáveis de decisão utilizadas, desde que assegurem atingir o mínimo, mais rápido será o processo e menor memória será exigida.

A importância e a complexidade do número de variáveis de estado aparecem ao se tentar encontrar a sequência de controles que otimizam $I[v(i), i]$. A cada valor viável de $v(i)$ deve corresponder uma $I[v(i), i]$, pois toda função ótima de retorno é utilizada para calcular $I[v(i+1), i+1]$ ótima. Ainda mais, se ocorrer a situação em que $I[v(i)=A, i] > I[v(i)=B, i]$ não implica que o ponto ótimo recaia sobre $v(i)=A$, isto é, a decisão que levou ao estado A ser melhor do que aquela que levou ao es

tado B. A afirmativa só é válida quando todo o processo foi efetivado e já se está no estado final. Somente neste momento pode ser iniciada a determinação dos estados intermediários $v(i)$, $i=0$ a k e confirmar este ponto como ótimo. A questão é colocada da seguinte maneira: para determinar os estados ótimos e as decisões ótimas relacionadas, precisa-se conhecer $I[v(i), i]$; porém para o cálculo desta são necessários os conhecimentos de $I[v(i+1), i+1]$ para todo $v \in V$.

A dimensão do problema é portanto reduzida pelo método das aproximações sucessivas¹⁰. Os passos do método são os seguintes:

- 1) Arbitrar uma trajetória inicial para reservatórios de 1 a N e calcular o custo total esperado para o período. Colocar $n=1$.
- 2) Utilizar Programação Dinâmica Unidimensional para o cálculo da trajetória ótima para o reservatório n , mantendo as outras variáveis de estado fixas, impondo $N-1$ restrições de igualdade. O critério de desempenho e as restrições permanecem os mesmos. Após resolvido este problema, a sequência ótima de estado para esta variável de estado está determinada.
- 3) Colocar $n=2$ e repetir passo 2. Repetir passo 3 até que uma trajetória ótima tenha sido gerada para cada um dos N reservatórios.
- 4) Verificar se o custo total esperado decresce em relação ao anterior. Em caso negativo, o processo convergiu para uma trajetória ótima. Em caso afirmativo, re

colocar $n=1$ e retornar ao passo 2. Os passos de 2 a 4 definem uma iteração para este método.

3.4.4 - Convergência:

Larson¹⁰ afirmou que: "A convergência é monótona e para problemas envolvendo quatro ou menos variáveis de estado, o método converge bem. Para maior número de variáveis de estado, a solução é razoável".

É possível que o ótimo escolhido através de aproximações sucessivas seja um ótimo local, dependendo da forma da superfície da função custo e da escolha da trajetória de partida.

A existência de ótimo local é mais de interesse acadêmico que de significado prático. O método das aproximações sucessivas, utilizando uma trajetória inicial preparada manualmente, convergirá para um ótimo que, mesmo sendo local, proporcionará menor custo de operação do que aquele preparado pelas trajetórias iniciais.

Se ocorrer a suspeita de ótimo local, pode-se partir com várias diferentes trajetórias iniciais e verificar se a mesma solução é obtida em cada caso.

As razões para se aceitar um ótimo local tornam-se óbvias, quando o efeito no tempo de solução é examinado.

Pode-se especificar uma diferença mínima do custo esperado de operação entre as iterações como critério de parada. Para confirmar esta convergência, uma comparação de níveis dos estágios para cada variável de estado é recomendável.

O risco de utilizar este método é perder um mínimo absoluto na superfície custo e obter um mínimo relativo. Como se parte do suposto que a função objetiva é convexa, espera-se obter o mínimo custo global¹⁵.

3.4.5 - Adaptatividade do modelo

Saliente-se que este processo fornece um planejamento de operações adaptativo. Na procura do ótimo global são de terminadas todas as descargas viáveis do nível $v(i, j)$ correspondentes a cada nível viável $v(i+1, j)$, sendo selecionada a descarga ótima $q^*(i, j)$, Figura 3-3. Ao se atingir o primeiro estágio, tem-se armazenadas apenas as decisões que fornecerão as trajetórias que levam até o último estágio, com o menor custo, Figura 3-4. Este tipo de especificação adaptativa pode somente ser obtida pelo uso de uma formulação de programação dinâmica inversa no tempo.

Uma vez estabelecidos pela programação dinâmica todos os caminhos ótimos parciais e totais, tem-se a possibilidade de obter a trajetória ótima a partir de qualquer valor de estado discretizado, isto tanto a partir do estágio inicial quanto de estágios intermediários, desde que sejam viáveis e haja trajetórias viáveis que o levem até o estágio final. Caso seja necessário se adotar um estado intermediário entre discretizações, pode-se utilizar técnicas de interpolação de decisões ótimas referentes aos estados discretizados adjacentes.

O método acima expõe as idéias fundamentais da programação dinâmica. No início de cada estágio (ou intervalo) i , torna-se uma nova decisão baseada somente no presente estado

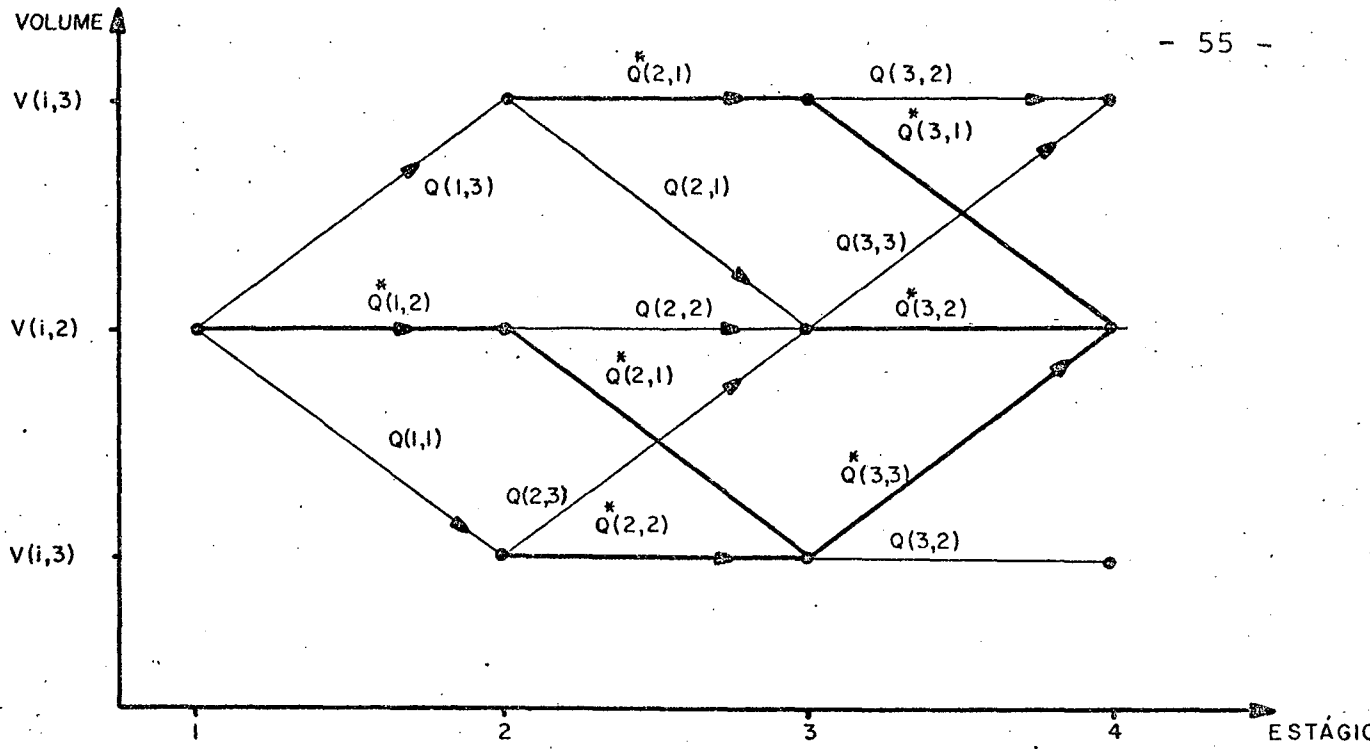


Figura (3-3) - Exemplo da determinação das descargas ótimas, $Q^*(i,j)$ dentre as descargas viáveis, para cada nível viável $V(i,j)$ em cada estágio i .

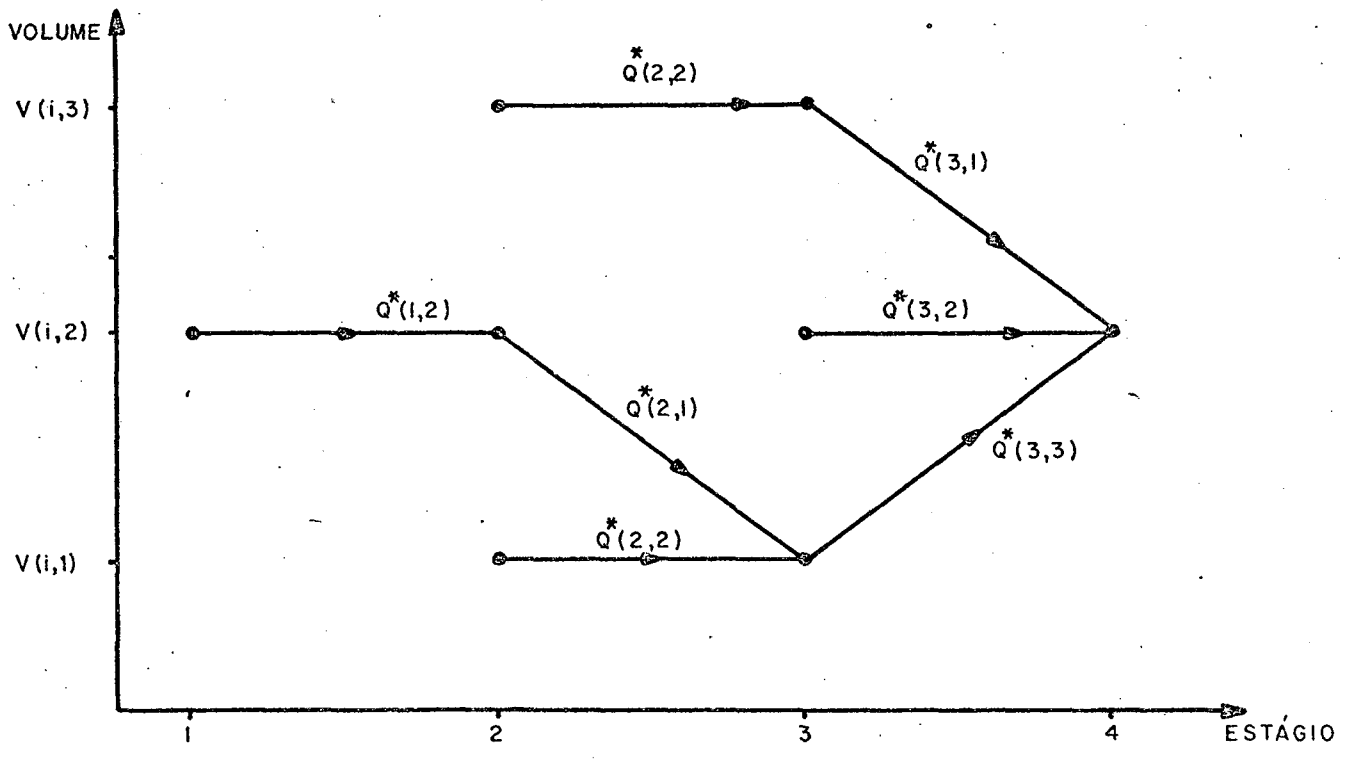


Figura (3-4) - Trajetórias que fornecem o menor custo de geração de cada viável até o estágio final 4.

$v(i,j)$ e no influxo atual. A descarga escolhida para o intervalo i tem a intenção de minimizar o custo esperado para todos os intervalos restantes, sem olhar para o que possa ter acontecido nos intervalos precedentes.

É importante lembrar que, devido ao uso de aproximações sucessivas, a adaptatividade só é possível para a última usina que teve sua trajetória calculada, após ocorrer a convergência.

3.4.5 - Conclusão

O modelo da operação dos sistemas hidráulicos adotado é resumido a seguir. As usinas hidrelétricas individualizadas têm suas vazões turbinadas, volumes de água armazenada e afluências esperadas transformados em energia potencial para comporem as usinas hidrelétricas. Cada conjunto de usinas hidrelétricas interdependentes é agregado para formar uma usina hidrelétrica equivalente. O algoritmo de otimização, Programação Dinâmica, determina a sequência de controles (vazões turbinadas) de cada usina equivalente que minimiza o custo total esperado, sujeito à equação de dinâmica que rege o sistema, às restrições e aos estados inicial e final. Foi indicado o uso de programação dinâmica inversa no tempo, o que leva a obter soluções ótimas adaptativas. A fim de reduzir a dimensionalidade do problema contendo várias usinas equivalentes foi utilizada programação dinâmica a aproximações sucessivas.

C A P Í T U L O I V

ESTUDO DAS SOLUÇÕES DO PLANEJAMENTO DE OPERAÇÃO ÓTIMO DO SISTEMA HIDROTÉRMICO

4.1 - Introdução

Com o objetivo de se analisar as soluções apresentadas pelo planejamento de operação de um sistema hidrotérmico, foram variados alguns parâmetros de um sistema exemplo. São apresentados estes estudos bem como aspectos sobre a configuração deste sistema.

4.2 - Apresentação do Sistema Hidrotérmico

O sistema hidrotérmico aqui descrito se baseia no Sistema Leste da Ontario Hydro¹².

O sistema termelétrico tem uma capacidade total instalada de 10598 MW, é constituído de aproximadamente trinta unidades e suas capacidades variam entre 66 MW e 515 MW. Estas unidades incluem usinas nucleares, usinas termelétricas convencionais a carvão e turbinas de combustão interna. Estas últimas estão distribuídas por vários locais do sistema e juntas somam 146 MW.

A capacidade instalada das hidrelétricas corresponde a aproximadamente um terço do sistema térmico. A quase totalidade das usinas hidráulicas está distribuída ao longo de qua-

tro grandes rios, Figura (4-1). Neste presente estudo as usinas hidrelétricas em cascata, que estão assinaladas, são agrupadas compondo as usinas equivalentes 1, 2 e 3.

A demanda total de ponta deste sistema é de 10.537 MW. As pequenas compras de energia que o sistema não é capaz de suprir são consideradas como fornecidas por mais uma térmica do sistema. Deste modo o sistema, para estes estudos, é considerado isolado.

São estudadas várias configurações do sistema exemplo, quais sejam: modelo completo (I), modelo intermediário (II) e modelo mais simplificado (III).

O modelo completo (I) é o modelo estocástico para produção de energia, onde as unidades estão sujeitas a saídas forçadas, conforme descrito nos itens 2.2.2 e 2.2.4. A demanda a atender é estocástica.

O modelo intermediário (II) é determinístico (geradores com disponibilidade um), não fazendo uso de convolução, apenas de deslocamentos da função densidade de demanda não atendida. Estes deslocamentos correspondem à potência da unidade em análise e fornecem a quantidade de energia que esta unidade entrega ao sistema, de acordo com o item 2.2.4. A demanda ainda é estocástica.

O modelo mais simplificado (III) é também determinístico, com disponibilidade unitária, porém mais simplificado. Consideradas centrais hidrelétricas de regularização diária como se fossem centrais a fio d'água e, juntamente com estas, descontadas da demanda. Dispõe apenas de valores esperados de demanda média (consideram-se somente as energias médias mensais) e utiliza o custo incremental médio das usinas térmicas para a obtenção

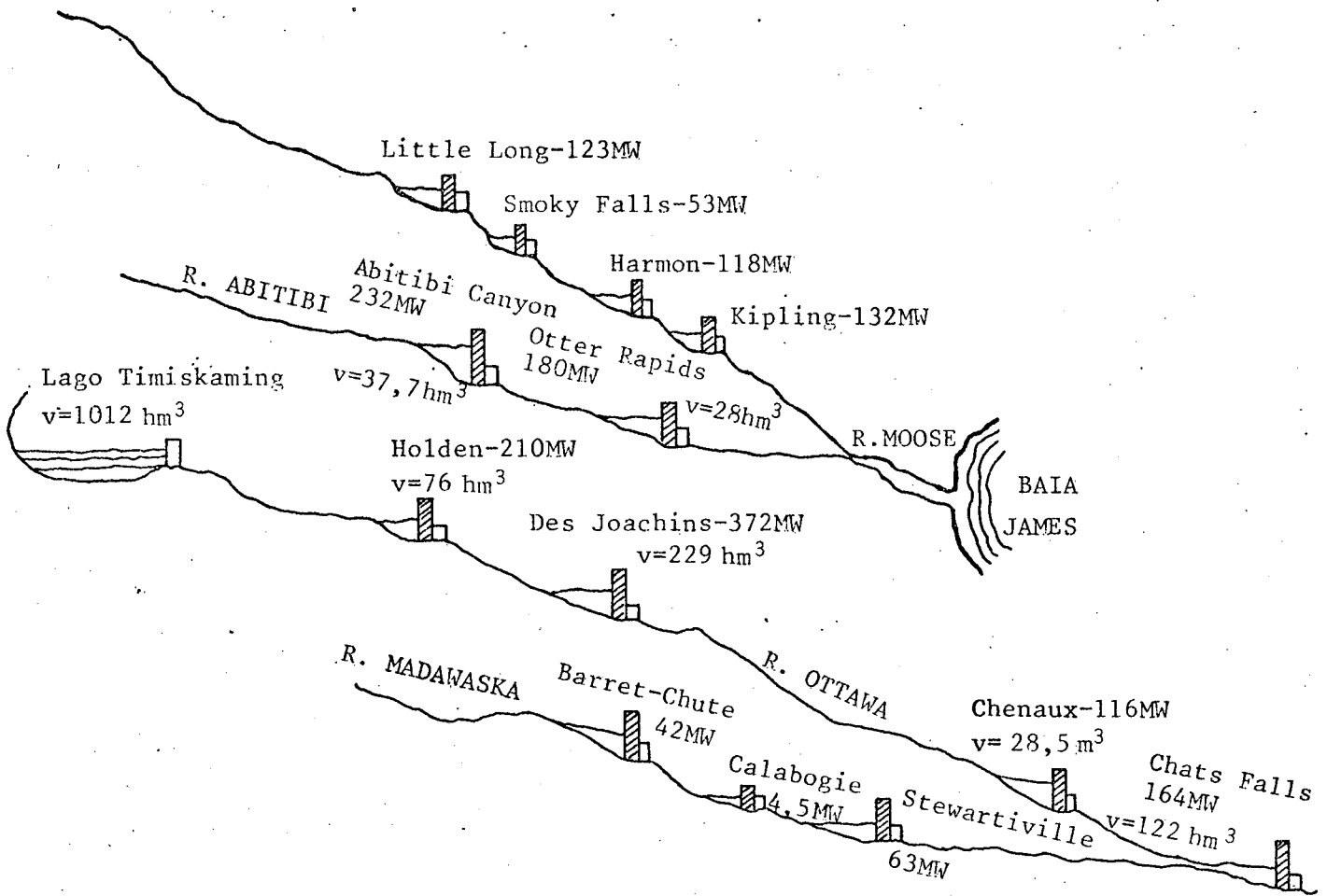


Figura 4-1 - Sistema hidrelétrico exemplo:

- a) usina equivalente-1: Holden, Des Joachins e Chenaux;
- b) usina equivalente-2: Abitibi Canyon e Otter Rapids;
- c) usina equivalente-3 (não representada): Mountain Chute - 160MW e volume de 430 hm^3 .

do custo esperado para produção de energia.

4.3 - Análise do Comportamento do Método de Otimização

O método de programação dinâmica a aproximações sucessivas é iterativo e se deseja demonstrar o comportamento do mesmo com relação ao exemplo adotado. Se este método for aplicado para obter soluções para o planejamento ótimo da operação de um sistema elétrico, além da convergência ser desejada também as soluções devem ser práticas.

O modelo mais simplificado (III) foi adotado para as análises a seguir, por ser o mais rápido.

4.3.1 - Estudo da convergência

O primeiro passo ao se utilizar programação dinâmica a aproximações sucessivas é arbitrar uma trajetória de volumes para todos os reservatórios equivalentes, menos para aquele que terá sua trajetória ótima calculada na primeira iteração. Em muitos problemas desta natureza é possível que ao finalizar o processo se atinja um ótimo local. Em outras palavras, esta otimização depende das trajetórias iniciais propostas.

A fim de se verificar a existência de mínimos relativos, foram realizadas as variações das trajetórias iniciais, de acordo com a Tabela (4-1). Esta tabela apresenta o custo total esperado de produção de energia para o período de um ano de planejamento de operação. A trajetória é representada pelo valor

USINA EQUIVALENTE*	CUSTO TOTAL ESPERADO (\$.10 ⁶)	VALOR INICIAL DE GERAÇÃO** (%)	NÚMERO DE ITERAÇÕES
1	170,90	calculado	3
2		0	2
3		0	2
1	170,21	calculado	2
2		50	2
3		50	2
1	170,90	calculado	3
2		100	2
3		100	2

TABELA (4-1) - Estudo da convergência com variação do valor inicial de geração de cada usina equivalente.

* As usinas equivalentes são compostas pelas seguintes usinas:

a) Usina Equivalente-1: Holden - 210 MW
Des Joachins - 372 MW
Chenau - 116 MW

b) Usina Equivalente-2: Abitibi Canyon - 232 MW
Otter Rapids - 180 MW

c) Usina Equivalente-3: Mountain Chute - 160 MW

**Percentual da capacidade instalada de cada usina equivalente, valor constante em todos os estágios.

inicial de geração de cada usina equivalente, que é mantido o mesmo durante todos os estágios da primeira iteração.

Constata-se que o custo total esperado para os três casos analisados é o mesmo, a menos de uma diferença de 0,4%. A convergência para o mesmo mínimo fornece indícios que o mínimo absoluto foi atingido. Para reforçar esta afirmação as usinas equivalentes convergem para uma mesma trajetória, independentemente da trajetória inicial - Figuras (4.3-a), (4.2-b) e (4.2-c). A razão para este sucesso é devido à utilização de uma função custo convexa, em concordância com Korsak e Larson¹⁵.

Um outro fator a se observar na já referida tabela é o número de iterações que cada usina equivalente completa. Quando as usinas iniciam o processo com os valores extremos de suas gerações (0% e 100%), a usina-1 completa três iterações, ou seja, uma a mais do que as restantes. Ao se inicializar com o valor intermediário de geração, são suficientes apenas duas iterações para a convergência de todas as usinas. O número de iterações acima obtido torna-se evidente ao se comparar os valores de partida das usinas com os valores de geração (ou descarga) para as quais convergiram - Tabela (4-2). Estes valores se aproximam mais do valor intermediário do que dos extremos.

Sugere-se na ausência de melhor previsão, para estabelecer como trajetória inicial, a utilização da geração constante igual à geração do período imediatamente anterior à análise.

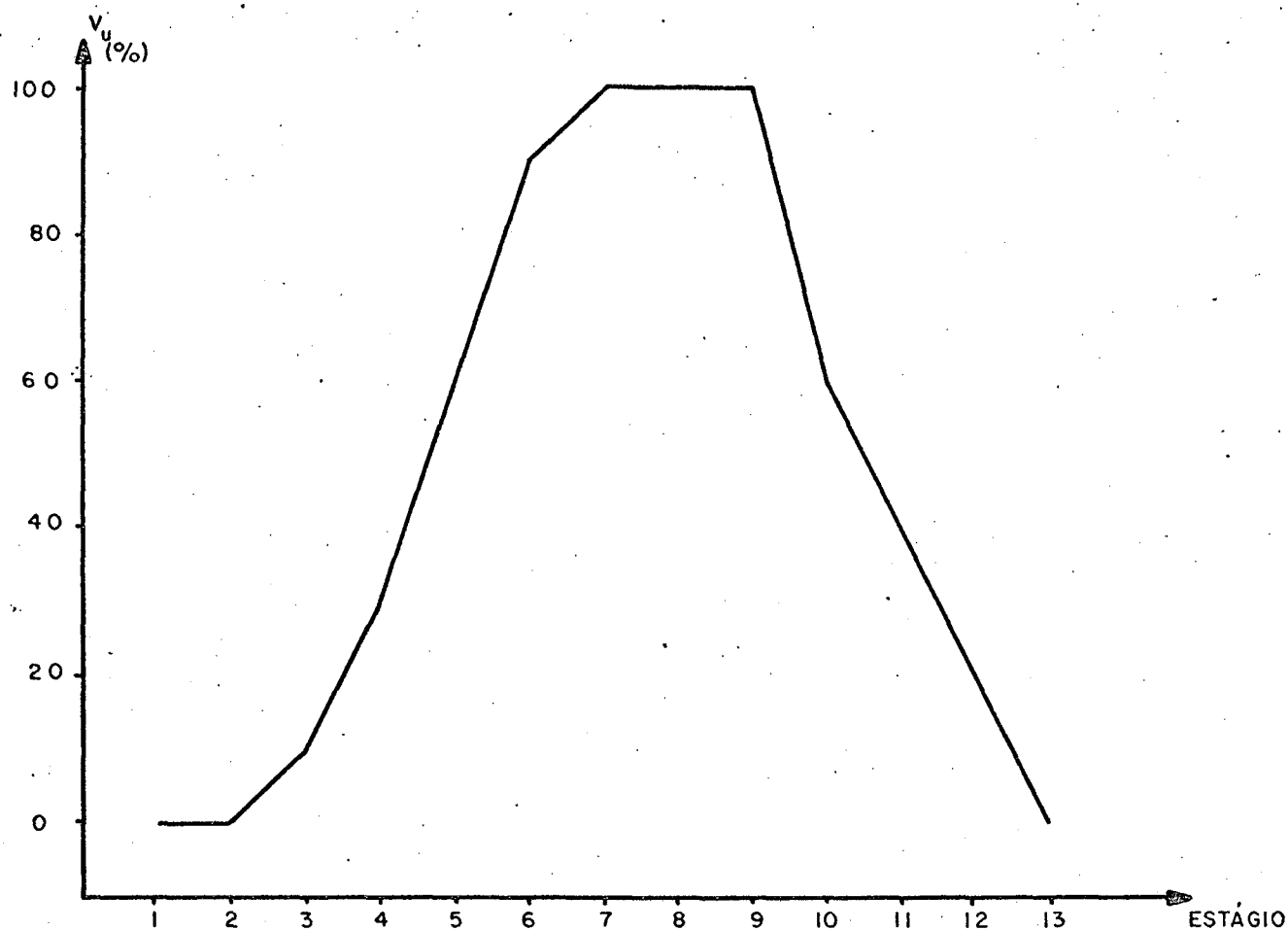


Figura (4.2-a) - Trajetória Ótima do volume da Usina Equivalente-1 resultante da convergência de diferentes trajetórias iniciais.

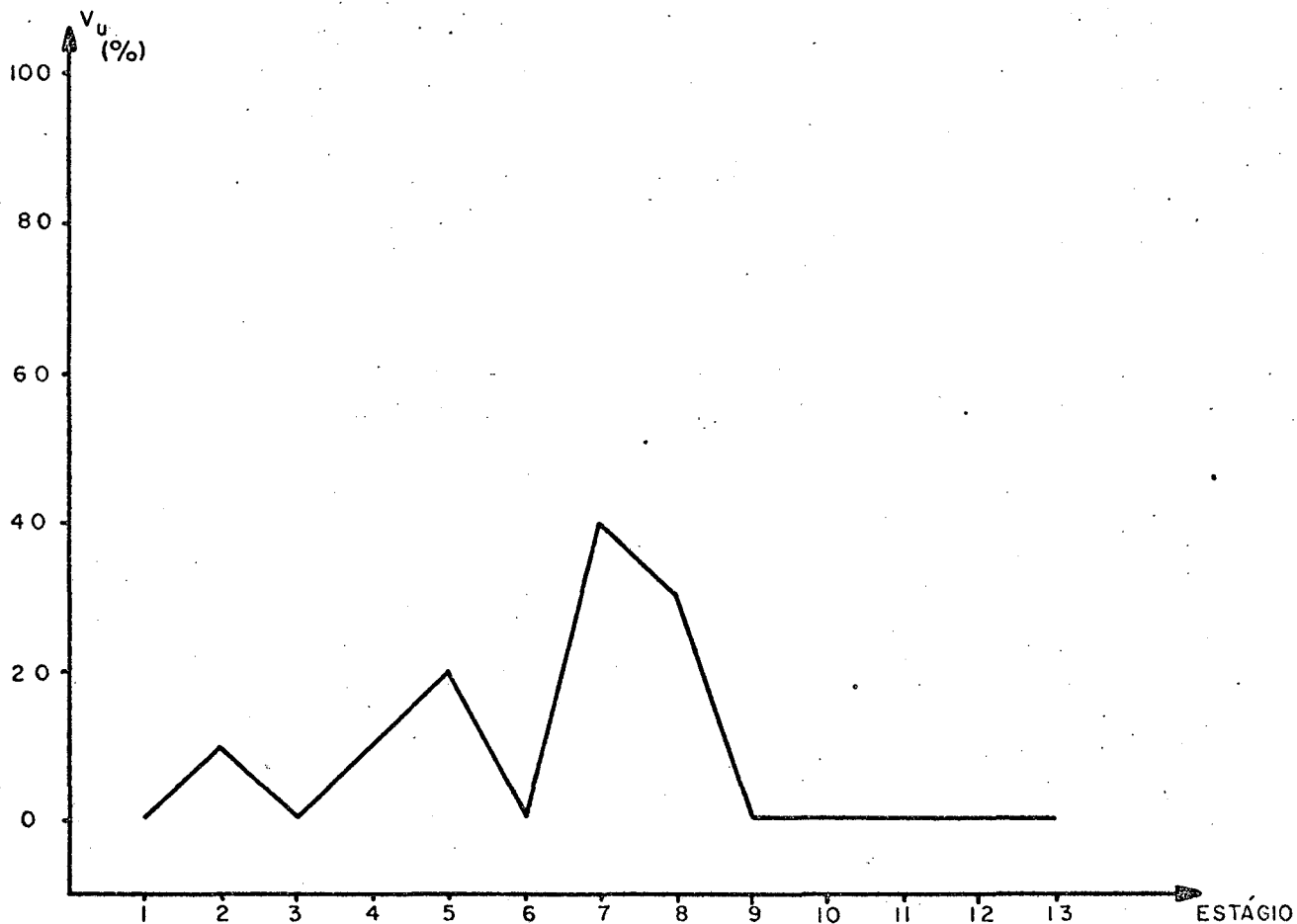
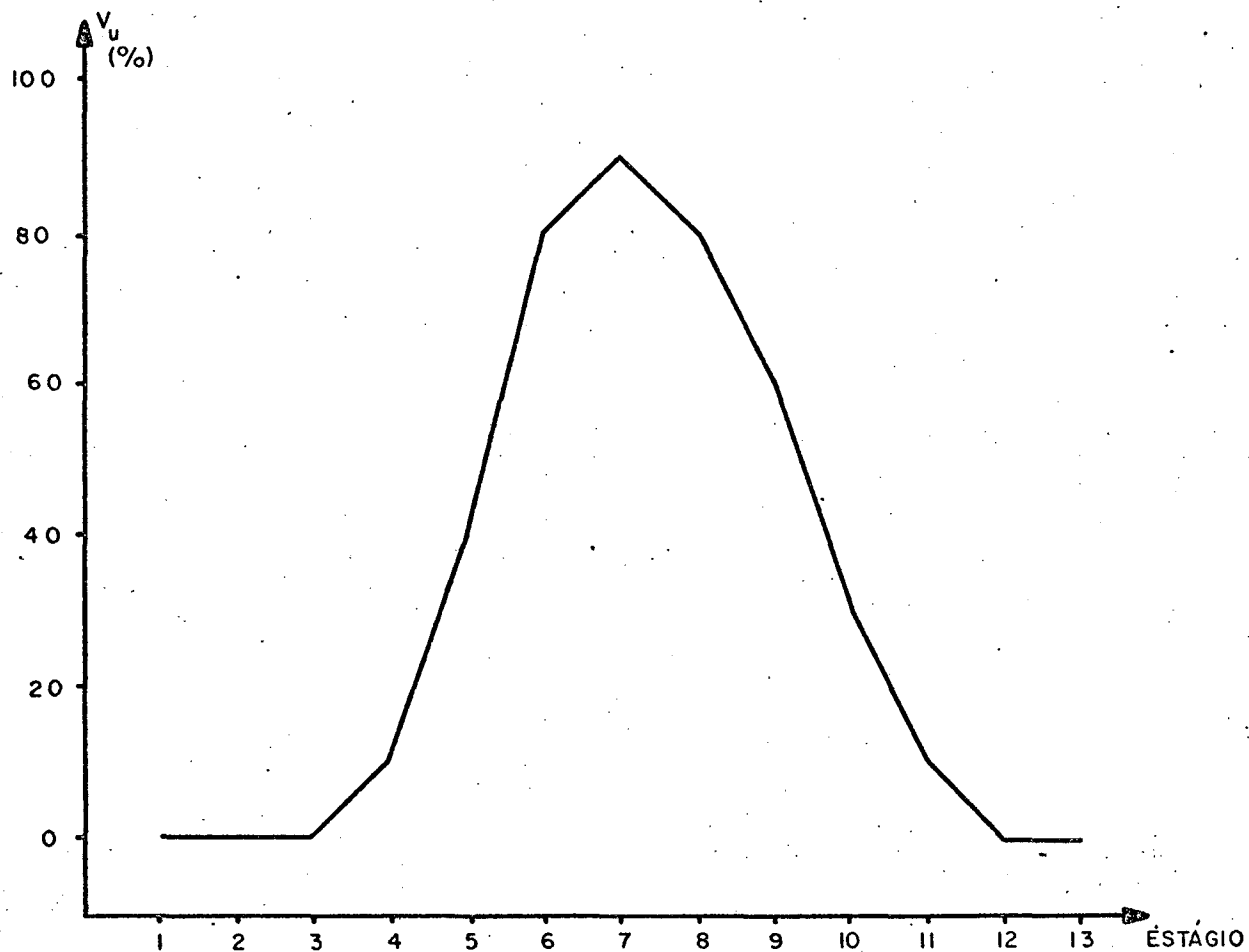


Figura (4.2-b) - Trajetória ótima do volume da Usina Equivalente-2 resultante da convergência de diferentes trajetórias iniciais.



Figura(4.2.c) - Trajetória Ótima do volume da Usina Equivalente-3 resultante da convergência de diferentes trajetórias iniciais.

ESTÁGIO	VALOR PERCENTUAL DE GERAÇÃO NA CONVERGÊNCIA		
	USINA - 1	USINA - 2	USINA - 3
1	0	0	0
2	0	10	0
3	10	0	0
4	30	10	10
5	60	20	40
6	90	0	80
7	100	40	90
8	100	30	80
9	100	0	60
10	60	0	30
11	40	0	10
12	20	0	0

TABELA (4-2) - Valores de geração (ou descarga) percentuais ótimos para os quais convergiram as usinas equivalentes, obtidos através de Programação Dinâmica com o Modelo mais simplificado (III).

4.3.2 - Comportamento do plano de ação frente a situações particulares de dados de entrada

Após constatada a convergência do plano de operação, o passo seguinte é o estudo do comportamento dos planos obtidos com relação a variações de aflúências e variações de demanda.

A questão proposta é a seguinte: qual seria o plano de ação de um conjunto de reservatórios equivalentes que estivesse sob um período de aflúências constantes e atendendo uma demanda também constante, juntamente com o resto do sistema hidrotérmico?

As Figuras (4-3), (4-4) e (4-5) mostram os percentuais de volume útil que as usinas equivalentes 1, 2 e 3, respectivamente, devem possuir a cada estágio do período um estudo. São apresentadas duas situações: a primeira é a situação citada acima e a segunda é a variação da aflúência esperada e da demanda esperada. As variações de demanda esperada são ilustradas pela Figura (4-6).

Efetuada esta análise, observa-se que se os reservatórios das usinas equivalentes principiam completamente cheios e devem no final do período estar vazios, a solução indicada é o deplecionamento gradual em cada reservatório, entregando sempre que possível uma energia constante. Havendo a variação da demanda esperada, o plano de operação que indica a posição do volume de cada reservatório acumula energia nos reservatórios, para que ao final do planejamento seja capaz de atender a demanda esperada, já que esta demanda cresce neste período.

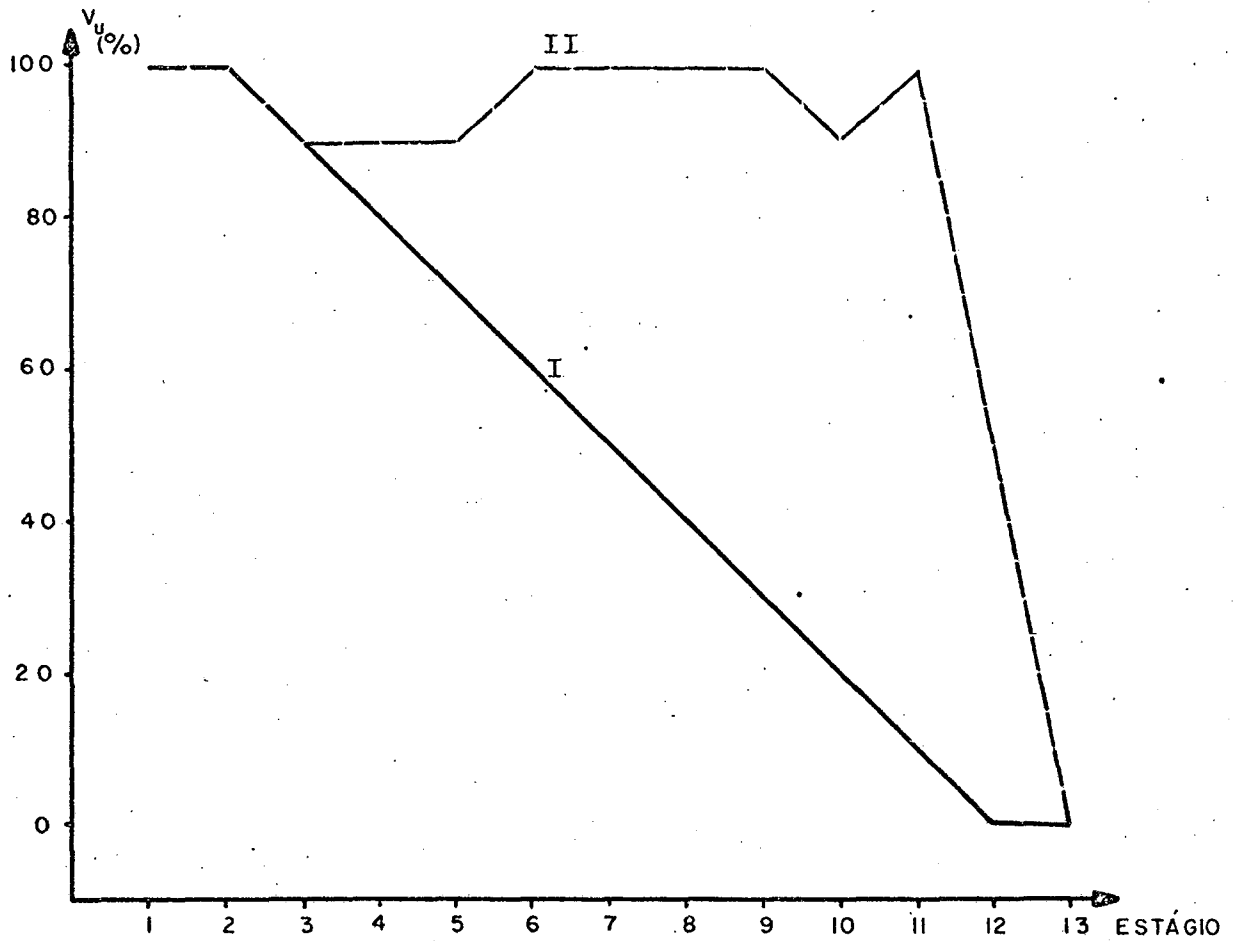


Figura (4-3) - Trajetória ótima do volume da Usina Equivalente-1 sob duas situações: I - sob um período de afluências esperadas constantes e atendendo uma demanda esperada constante; II - sob um período de variações das afluências e da demanda.

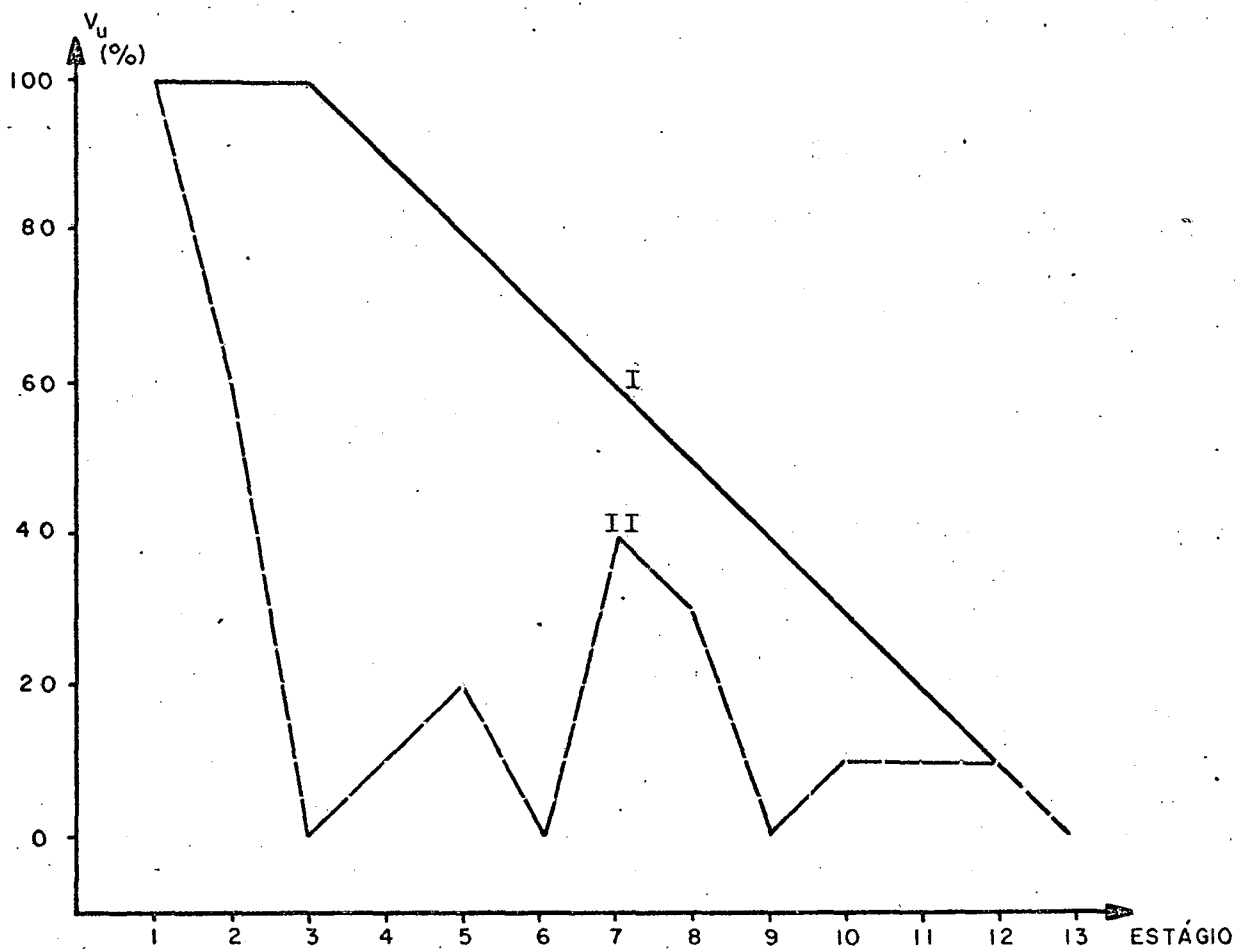


Figura (4-4) - Variação do volume ótimo de Usina Equivalente-2 para as situações I e II.

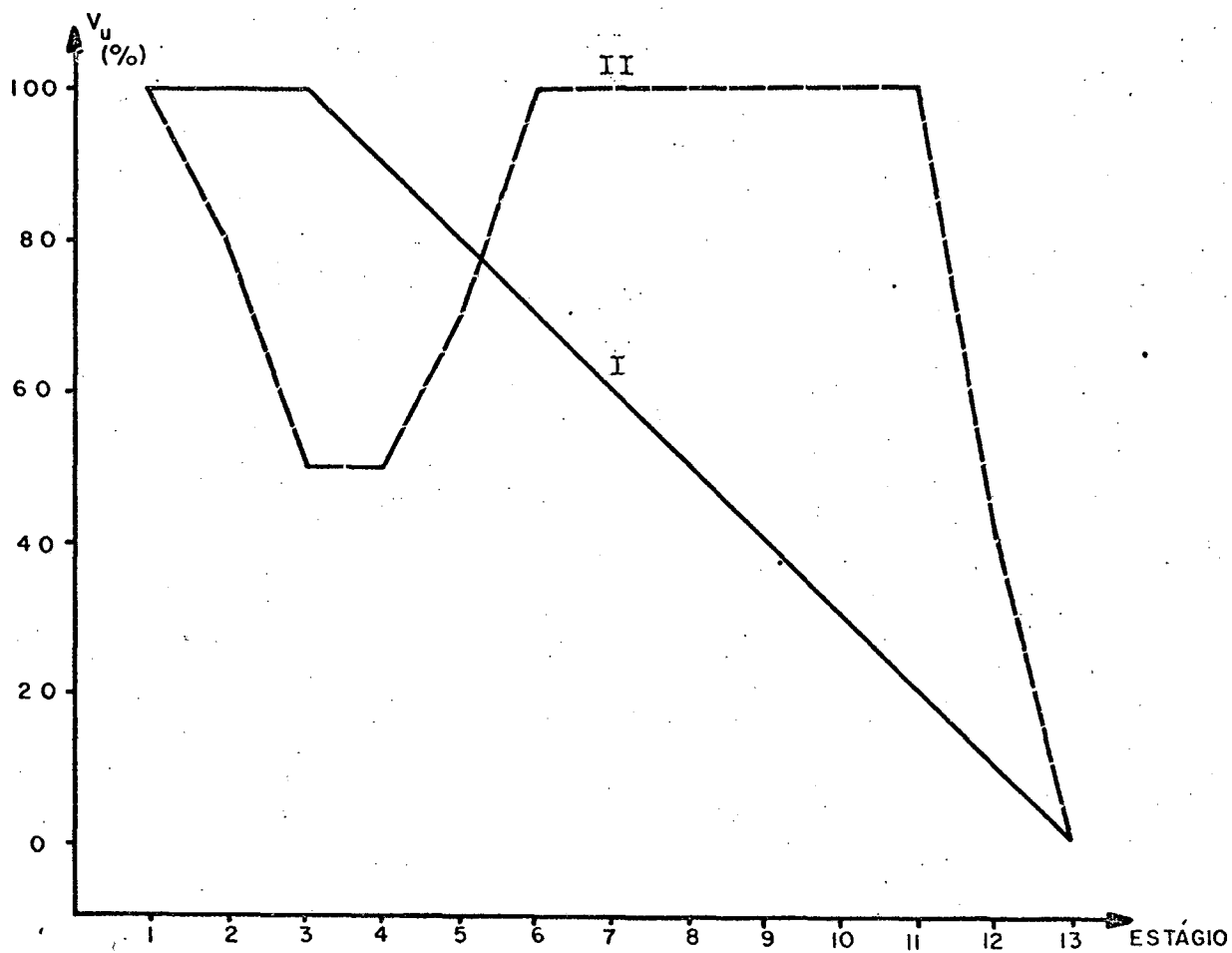


Figura (4-5) - Variação do volume ótimo da Usina Equivalente-3 para as situações I e II.

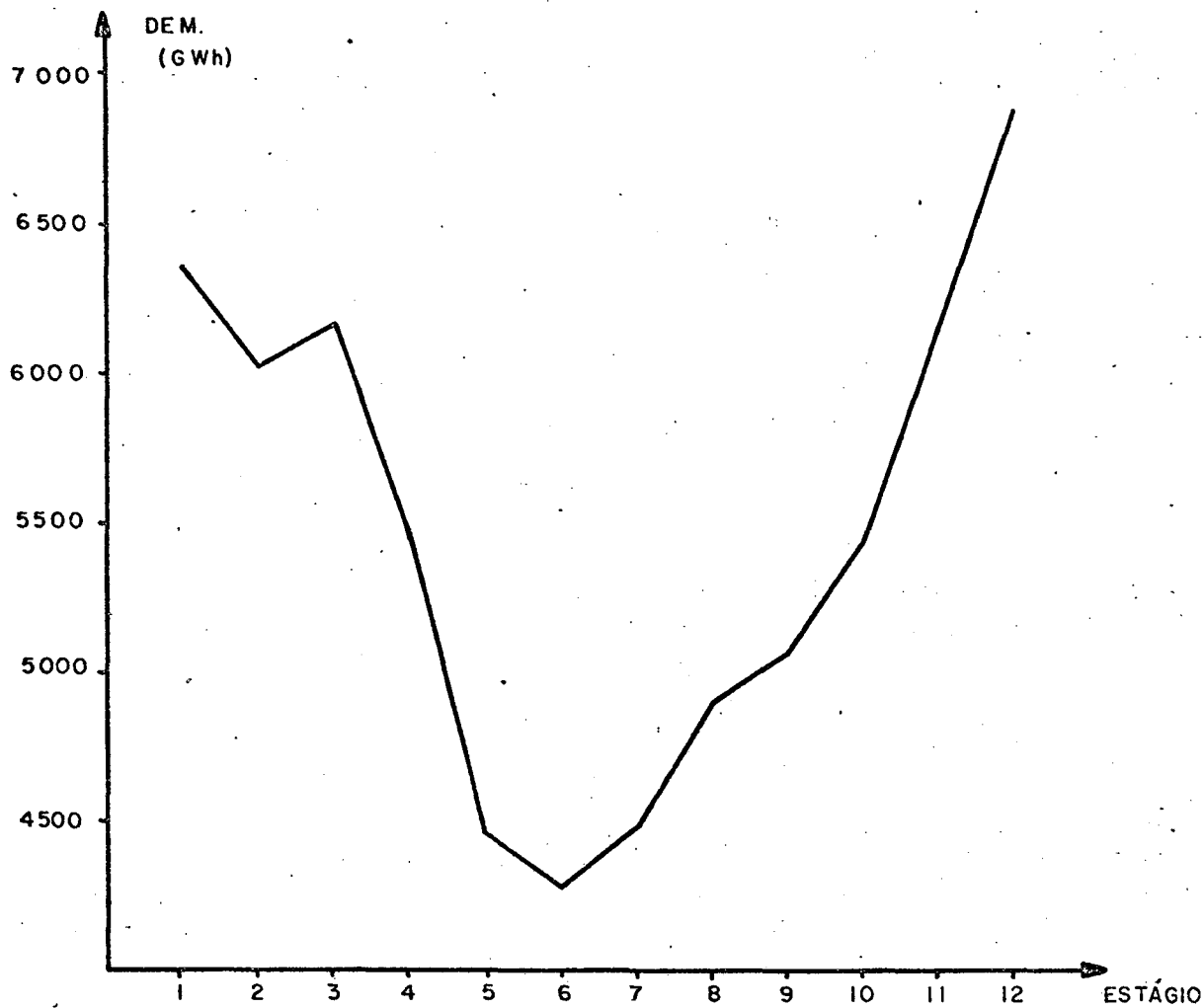


Figura (4-6) - Variação da demanda esperada para todo o intervalo de planejamento.

4.3.3 - Estudo da trajetória determinada pelo modelo estocástico

Com o objetivo de analisar a trajetória obtida pelo método de programação dinâmica, foi utilizado o modelo completo (I). Nesta análise e na análise do item seguinte, alterou-se a configuração do sistema exemplo para realçar a participação hidráulica na produção de energia. A demanda total de ponta do sistema foi reduzida de 5.267 MW e a participação térmica de 4.410 MW.

Os dados de afluência e descarga ótima se referem à usina equivalente -1. As outras usinas equivalentes operam segundo uma política pré-fixada.

Na tabela (4-3) estão discriminadas as demandas esperadas mensais, a participação hidráulica e a participação térmica mensais, em GWh. Estas duas últimas listas são fornecidas pelo Modelo Estocástico de Produção de Energia. A afluência esperada para a Usina - 1 e a energia entregue por esta usina, ambas em GWh, também estão relacionadas. As Figuras (4-7) e (4-8) mostram a evolução destas grandezas. Na Figura (4-9) ilustra-se a trajetória que o volume segue ao longo do planejamento e pode-se notar que o reservatório equivalente principia com volume mínimo e após todo o período deste planejamento volta a este volume mínimo. Ambos os limites são imposições de fronteira.

Comparando os resultados destas três figuras, tiram-se as conclusões que se seguem. Observa-se que neste sistema não ocorre nivelamento da operação térmica devido às peculiaridades do sistema, quais sejam a forte variação sazonal de demanda e a capacidade de armazenamento do reservatório equivalente.

ESTÁ- GIO	DEM (GWh)	PART. HIDR. (GWh)	PART. TERM. (GWh)	AFLUÊNCIA* (GWh)	DESCARGA ÓTIMA* (GWh)
1	3.237	2.355	882	326	288
2	3.012	2.552	460	306	343
3	3.107	2.380	727	342	322
4	2.604	2.300	304	366	308
5	2.230	2.225	5**	378	359
6	2.103	1.988	115	330	236
7	2.239	2.127	112	252	252
8	2.455	2.323	132	254	290
9	2.536	2.288	248	232	290
10	2.716	2.448	268	316	335
11	3.118	2.556	562	316	353
12	3.436	2.600	836	296	334

TABELA (4-3) - Demanda média mensal (ou energia média no estágio), participação hidráulica, participação térmica, afluência esperada e descarga ótima para todo o período de planejamento, obtida através de Programação Dinâmica com o Modelo Estocástico de Produção de Energia.

* Referentes à Usina Equivalente - 1.

** Existe violação de potência mínima das térmicas para evitar posterior vertimento do reservatório.

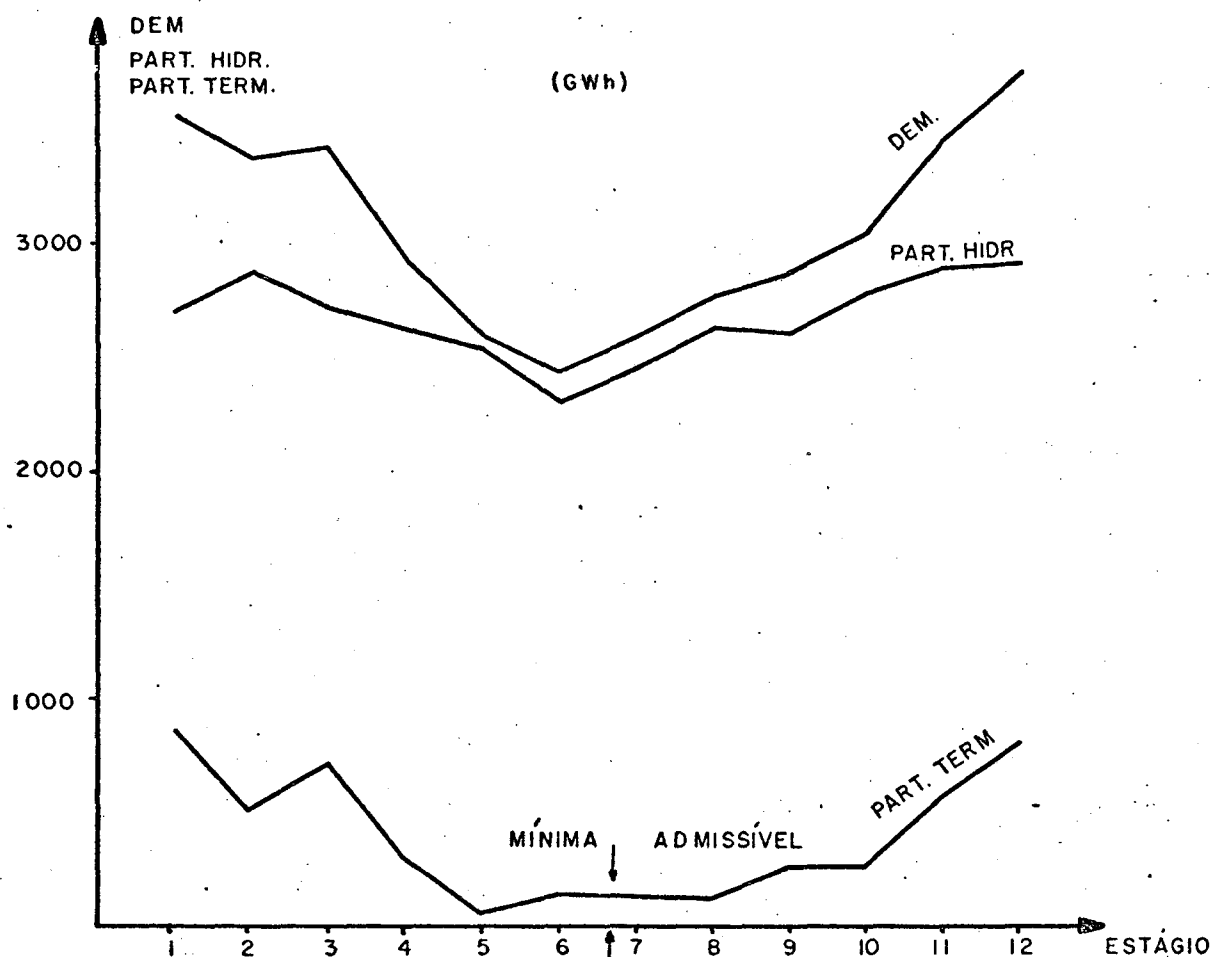


Figura (4-7) - Demanda média mensal, participação hidráulica ótima e participação térmica ótima, para todo intervalo de planejamento, com a demanda total de ponta do sistema e a participação térmica reduzidas.

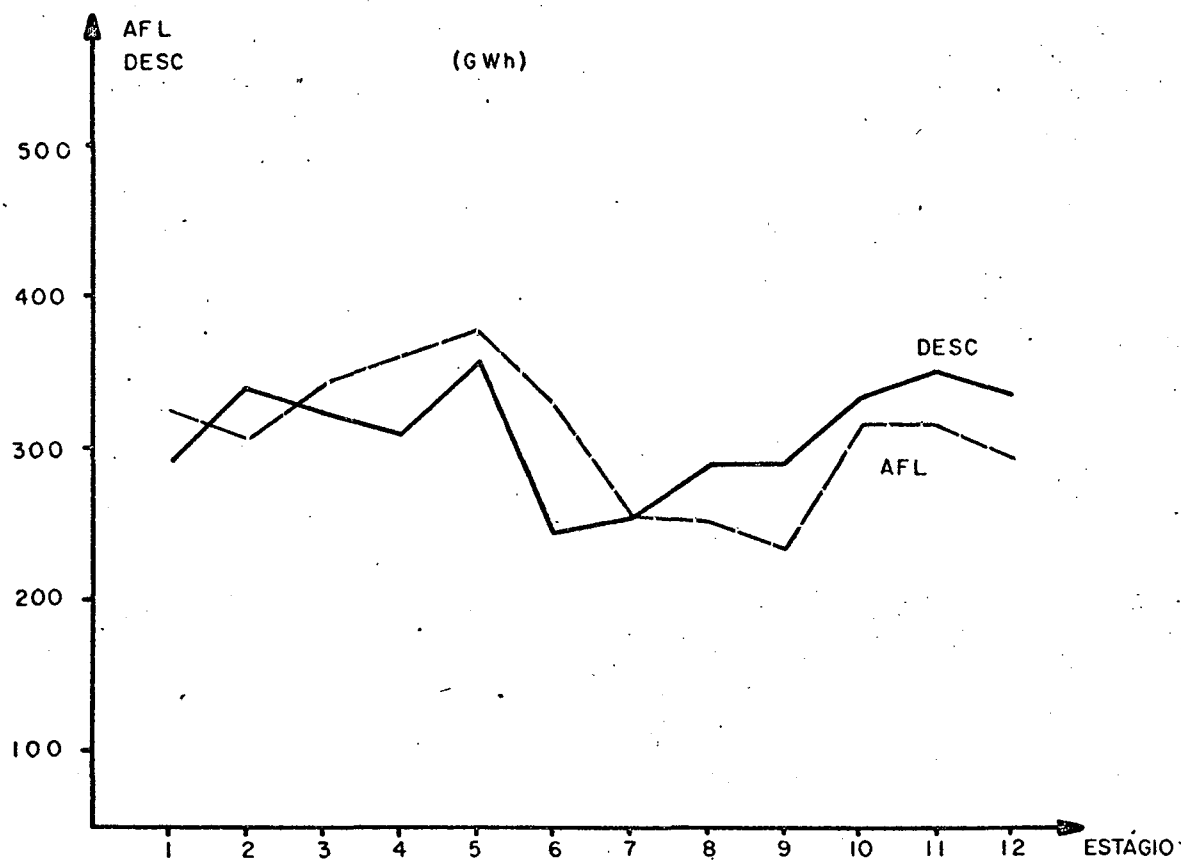


Figura (4-8) - Afluência esperada e descarga ótima para todo o intervalo de planejamento, para a Usina Equivalente-1, com a participação térmica e a demanda total de ponta do sistema reduzidas.

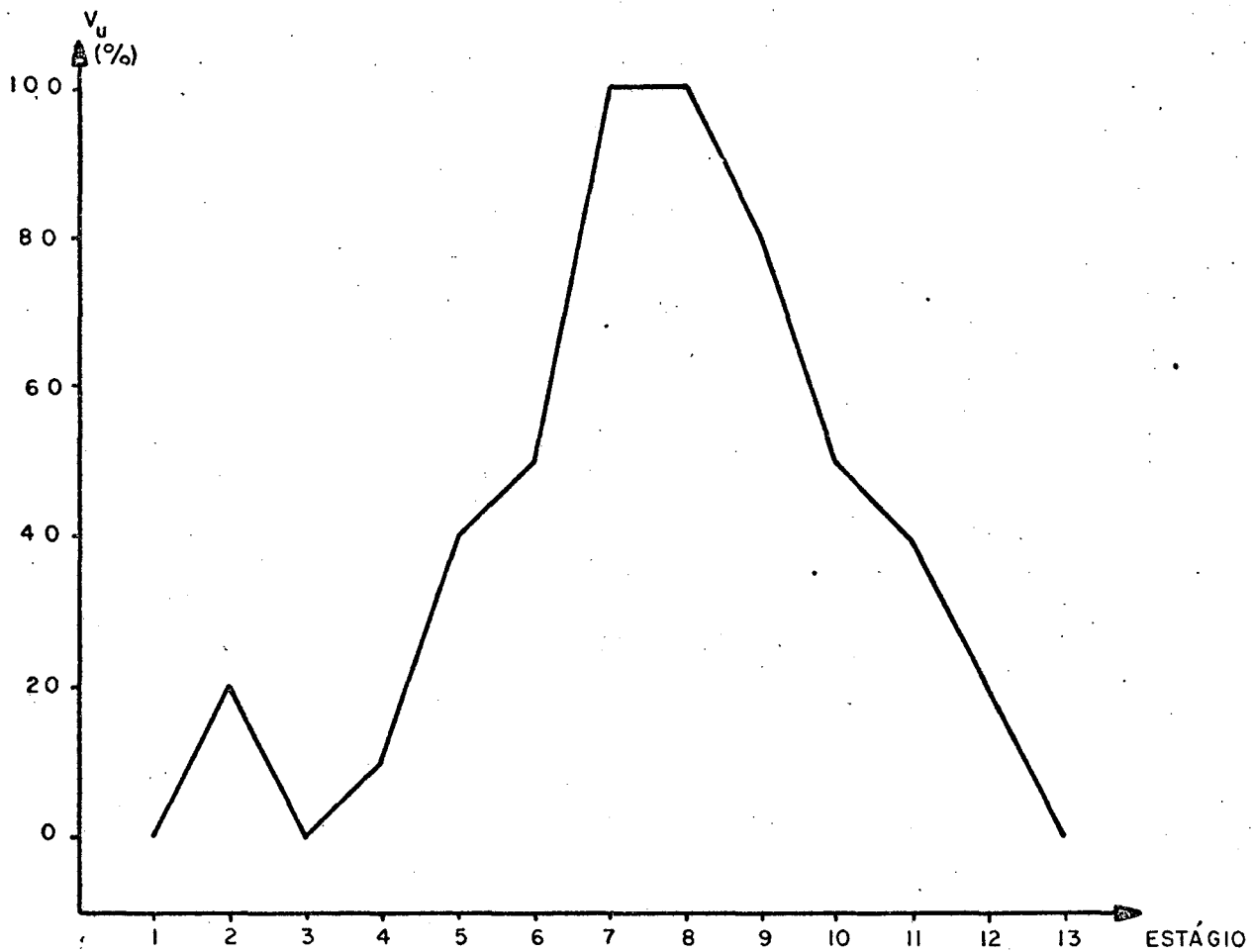


Figura (4-9) - Evolução do volume ótimo da Usina Equivalente-1, obtida através de Programação Dinâmica com o Modelo Estocástico de Produção de Energia.

A política ótima, neste caso, mostra que partindo-se do nível mínimo do reservatório, num período de alta demanda, a participação térmica é elevada, Figura (4-7). À medida que a demanda média reduz há condições de enchimento do reservatório e gradativa redução da participação térmica até um valor mínimo.

Uma vez que o reservatório atingiu o nível máximo, Figura (4-9), a política ótima exigiu o gradativo deplecionamento e a crescente participação das térmicas, à medida que a demanda torna rapidamente a crescer. Durante os períodos de demanda baixa a participação térmica se manteve no mínimo admissível.

4.3.4 - Análise comparativa entre o modelo determinístico e o modelo estocástico

Com a finalidade de demonstrar a contribuição do modelo estocástico de produção de energia e seu efeito no custo total de operação, analisaram-se os planos de operação que se seguem.

As Figuras (4-9) e (4-10) mostram as trajetórias que os volumes seguem ao longo do período em planejamento, devido aos modelos completo (I) e intermediário (II), ou modelos estocástico e determinístico, respectivamente.

Foram analisadas três políticas de plano de ação. A primeira foi obtida através de programação dinâmica com o modelo estocástico. A segunda resultou da otimização com o modelo intermediário (II), ou seja, um modelo determinístico, que tem disponibilidade unitária. Para efeito de comparação um terceiro plano de ação foi concebido. Sua política de operação consiste em colocar a descarga do reservatório equivalente (ou sua geração

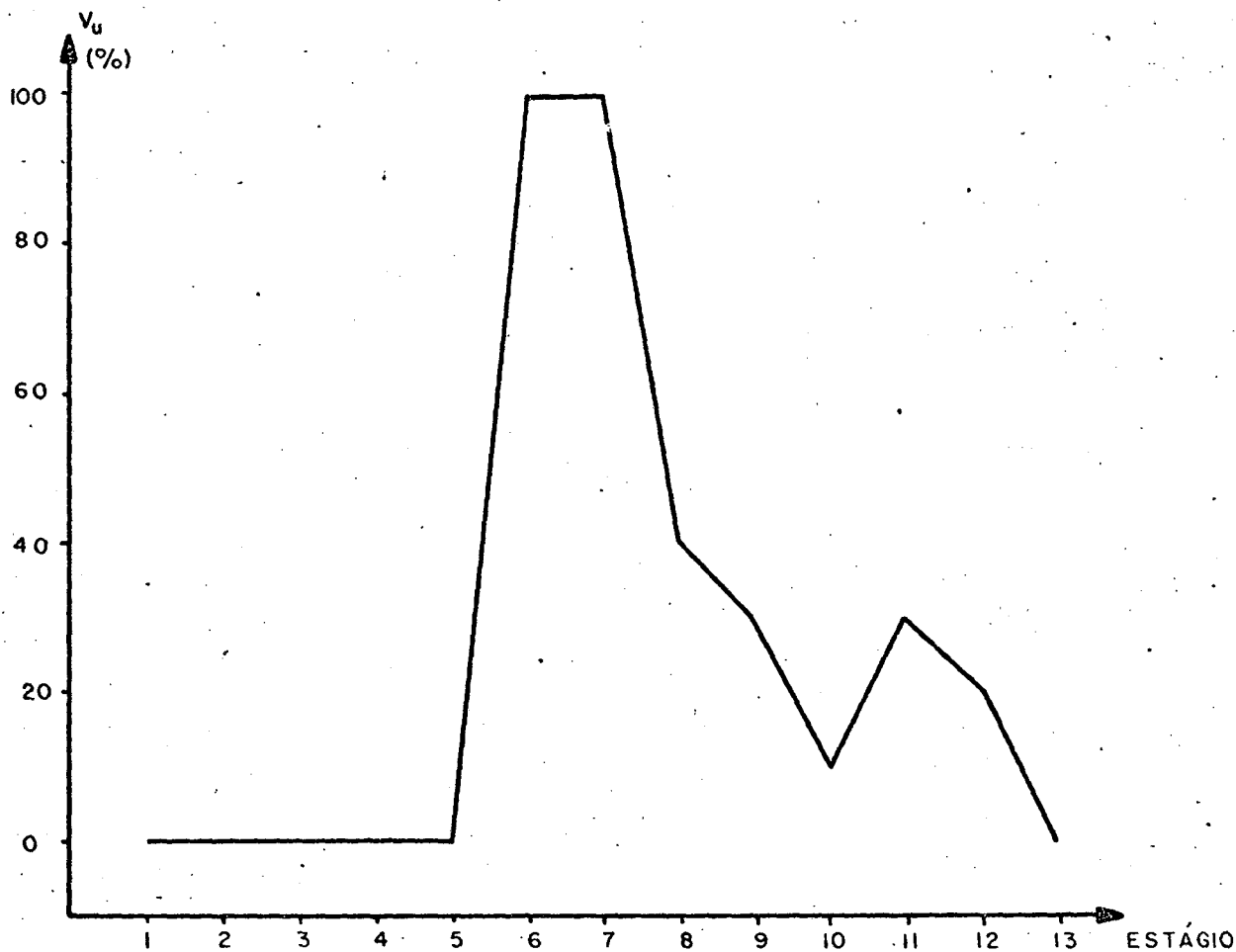


Figura (4-10) - Evolução do volume ótimo da Usina Equivalente-1, obtida através de Programação Dinâmica com o Modelo Intermediário (II).

P O L I T I C A S						
ESTÁGIO	ÓTIMA OBTIDA PELO MODELO COMPLETO (I)		ÓTIMA OBTIDA PELO MODELO INTERMEDIÁRIO (II)		AFLUÊNCIA=DEFLUÊNCIA NO PERÍODO	
	VOLUME ÚTIL* (%)	ENERGIA GERADA* (GWh)	VOLUME ÚTIL* (%)	ENERGIA GERADA* (GWh)	VOLUME ÚTIL* (%)	ENERGIA GERADA* (GWh)
1	0	288	0	326	0	326
2	20	343	0	306	0	306
3	0	322	0	342	0	342
4	10	308	0	366	0	366
5	40	359	0	190	0	378
6	50	236	100	330	0	330
7	100	252	100	365	0	252
8	100	290	40	271	0	254
9	80	290	30	270	0	232
10	50	335	10	278	0	316
11	40	353	30	333	0	316
12	20	334	20	333	0	296
CUSTO TOTAL ESPERADO	\$ 18,077x10 ⁶		\$ 18,886 x 10 ⁶		\$ 19,186 x 10 ⁶	

TABELA (4-4) - Três políticas diferentes submetidas ao Modelo Estocástico de produção de energia e seus respectivos custos totais relativos ao período de planejamento.

* Referentes a Usina Equivalente - 1.

hidráulica) igual à afluência a cada período, de modo que o nível do reservatório permanece constante.

Para se confrontar com o primeiro plano, calcularam-se os custos de produção dos demais planos pelo modelo estocástico de produção de energia. Os resultados estão na Tabela (4-4), observando-se que a política mais econômica resulta da otimização do sistema hidrotérmico considerando-se a ocorrência aleatória de saídas forçadas do gerador. Verifica-se que a diferença percentual entre o modelo completo (I) e o modelo intermediário (II) é de 4,4% e entre o modelo completo (I) e a política de igualar afluência e defluência é de 6,1%.

4.4 - Estudo de sensibilidade dos parâmetros do sistema

4.4.1 - Sensibilidade a variações de disponibilidade das unidades geradoras térmicas

Com o objetivo de avaliar a sensibilidade do planejamento ótimo da operação e do custo total esperado com respeito a variações de disponibilidade das unidades geradoras térmicas, variou-se o coeficiente b_a da seguinte equação:

$$G'_{u_i} = G_{u_i} - b_a (1 - G_{u_i}) , \quad (4-1)$$

onde G'_{u_i} e G_{u_i} são respectivamente a nova e a antiga funções distribuição de disponibilidade referentes a unidade i . Este coeficiente b_a , também adotado em H.Coelho¹², altera simultaneamente

COEF. DISP. b_a	CUSTO TOTAL ESPERADO (\$.10 ⁶)
-0,4	109,91
-0,2	113,86
0,0	117,83
0,2	122,53
0,4	127,88

TABELA (4-5) - Sensibilidade do custo total esperado com as variações de disponibilidade das térmicas durante todo o período de planejamento, através do coeficiente de disponibilidade b_a .

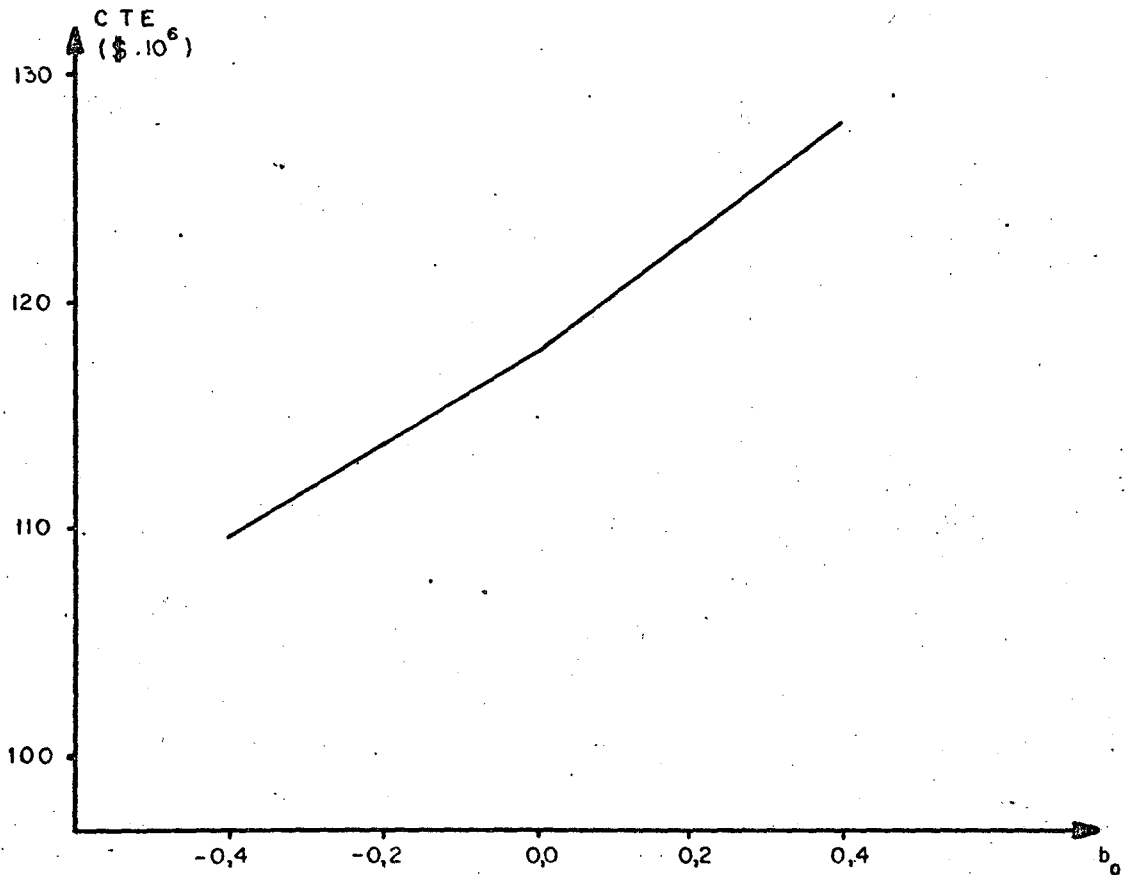


Figura (4-11) - Custo total esperado (CTE) versus variações de disponibilidade de todas as unidades geradoras térmicas para todo período de planejamento, (com o modelo completo (I)).

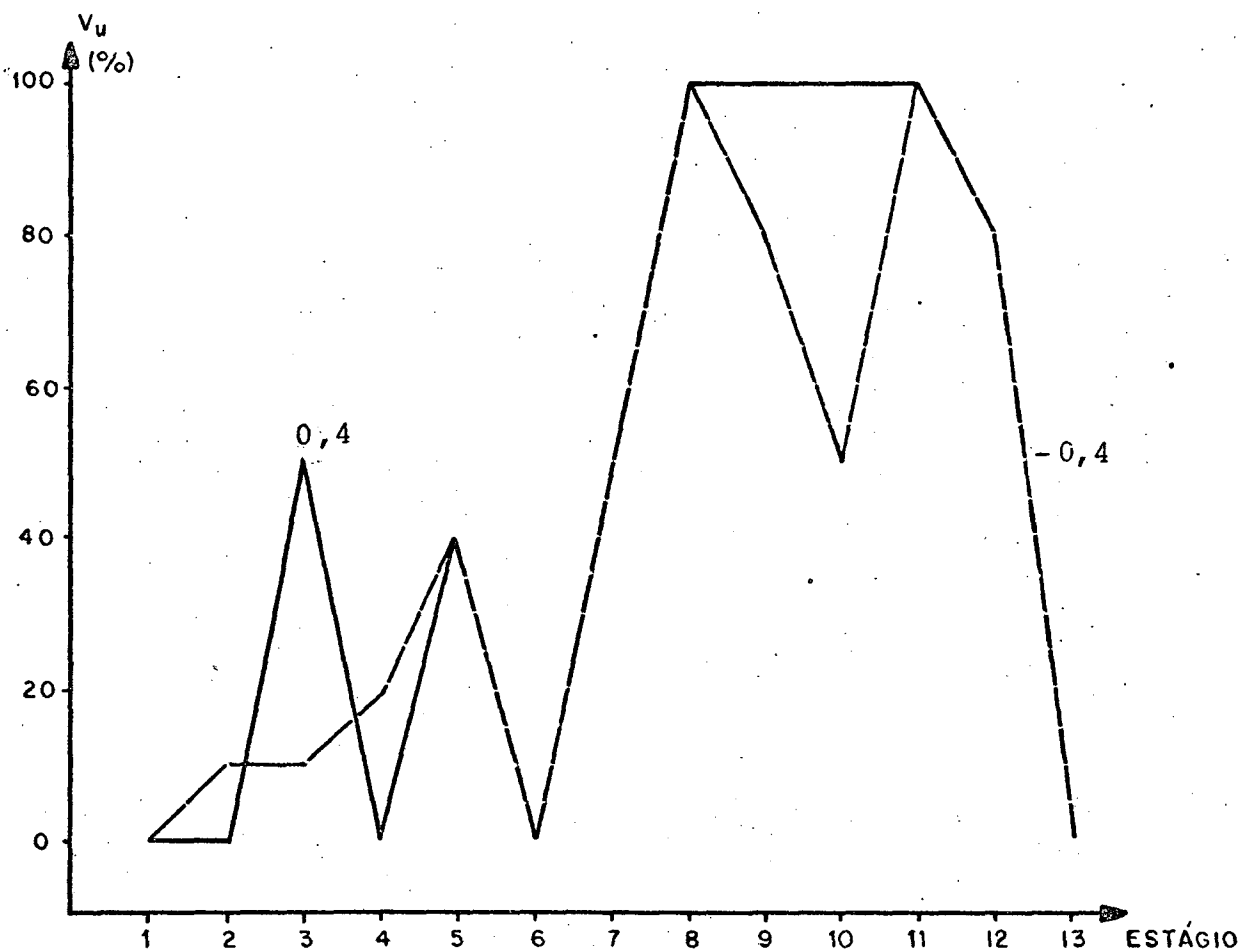


Figura (4-12) - Sensibilidade do planejamento ótimo de operação da Usina Equivalente-1, ao serem colocados os valores do coeficiente de disponibilidade das unidades geradoras, b_a , iguais a $-0,4$ e $+0,4$.

a disponibilidade de todas as unidades.

Os resultados da Tabela (4-5) foram obtidos através da otimização com o modelo completo (I) e mostram a variação na disponibilidade das unidades térmicas e seus respectivos custos totais relativos ao período em análise. A Figura (4-11) indica uma relação quase linear entre a variação de disponibilidade e o custo total esperado. A não linearidade se acentua a medida que o índice b_a cresce, ou seja, a disponibilidade diminui.

A Figura (4-12) ilustra as diferenças entre as trajetórias do volume da usina equivalente -1, calculadas com os valores de b_a igual a -0,4 e +0,4.

4.4.2 - Sensibilidade a variações de demanda

No planejamento da operação do sistema, grande preocupação recai na taxa de crescimento de demanda. Com a intenção de se investigar a sensibilidade do custo total esperado e do planejamento ótimo da operação foram efetuadas variações de demanda através do coeficiente b_d . Este coeficiente representa uma variação percentual em todos os valores de demanda no intervalo de planejamento.

Da otimização com o modelo completo (I) e adotando-se a faixa de variação do coeficiente de demanda b_d de $\pm 10\%$ resultaram os custos totais esperados da Tabela (4-6) e ilustrados na Figura (4-13). Esta figura mostra a variação quase linear do custo total esperado com a demanda, de forma semelhante à variação do custo total com a disponibilidade das térmicas. Quanto maior a demanda mais as unidades de maior custo são solicita

das, realçando-se, assim, a não-linearidade.

Com as Figuras (4-14) e (4-15) são colocadas em confronto as trajetórias de volume do reservatório da usina equivalente - 1, referentes às variações de +10% e -10% de demanda é ao caso base. Constata-se, nestas figuras, que a forma de carregamento da usina hidrelétrica em questão é muito sensível a variações de demanda.

COEF. DISP. b_d	CUSTO TOTAL ESPERADO (\$.10 ⁶)
-0,1	87,73
-0,05	101,10
0,0	117,83
0,05	134,74
0,1	154,50

TABELA (4-6) - Sensibilidade do custo total esperado com as variações do coeficiente de disponibilidade b_d .

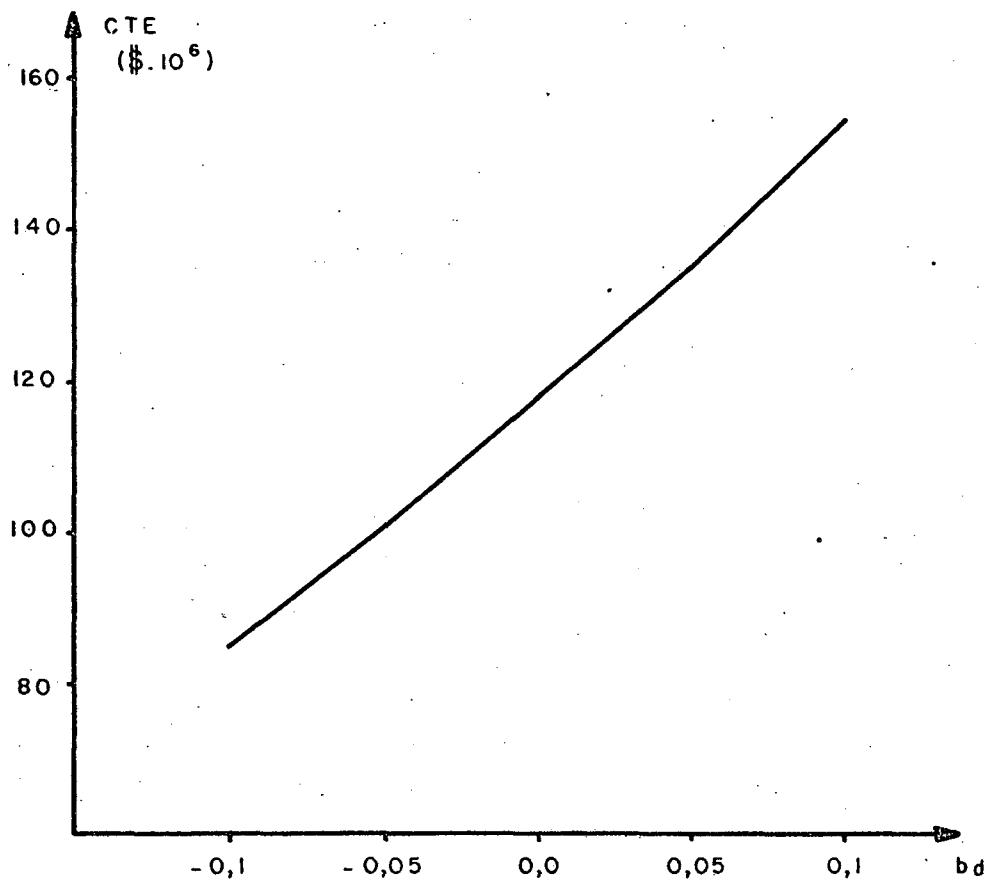


Figura (4-13) - Custo total esperado (CTE) versus variações da demanda, de acordo com o coeficiente b_d .

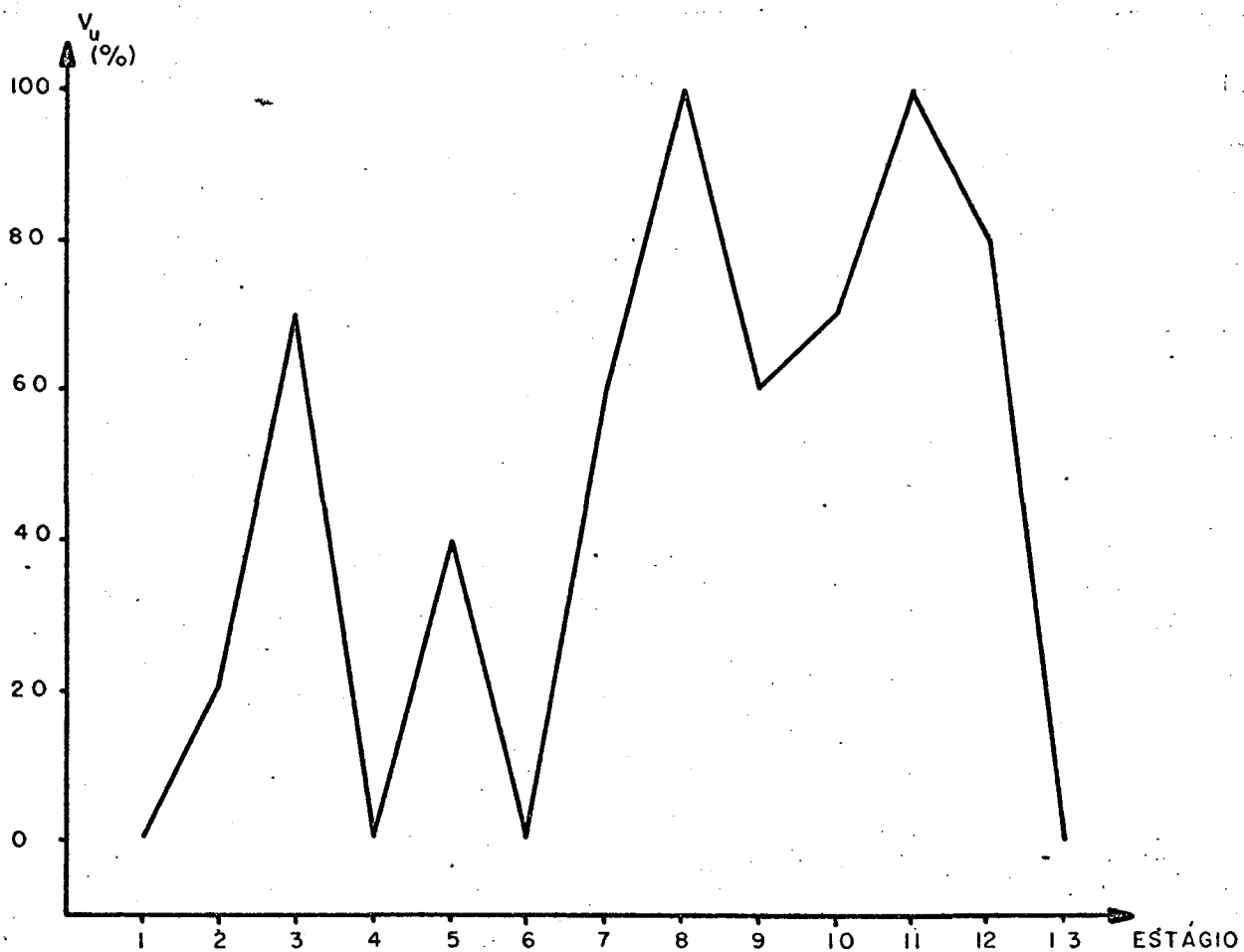


Figura (4-14) - Carregamento da Usina Equivalente-1 quando o coeficiente de variação de demanda é nulo.

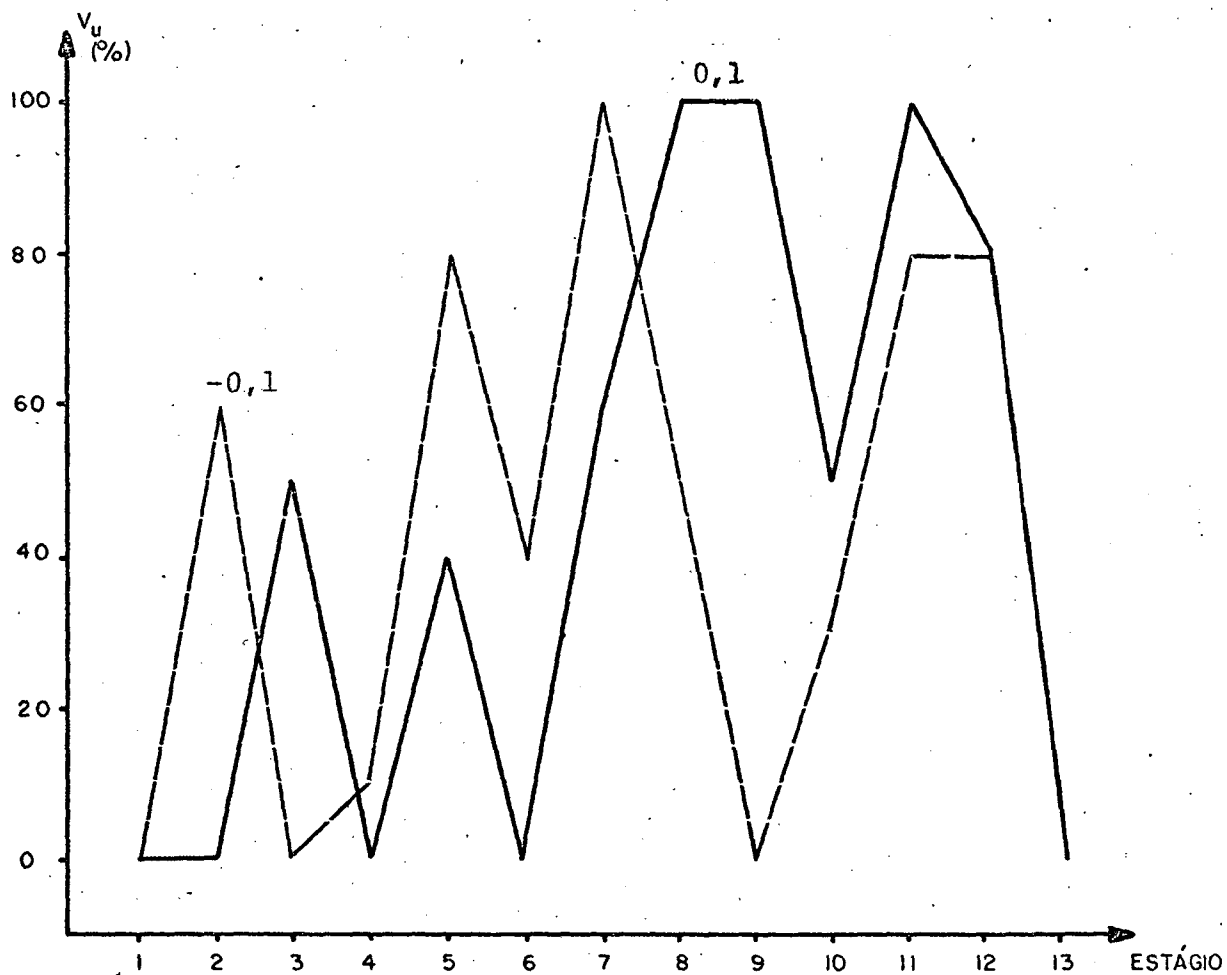


Figura (4-15) - Diferenças entre o carregamento da Usina Equivalente-1 quando o coeficiente de demanda, b_a , é igual a +10% e -10%.

C A P Í T U L O V

CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo a otimização plurisazonal da utilização dos recursos hidrelétricos, baseado no custo esperado para produção de energia. O modelo estocástico que determinou tal custo e também a produção de energia, inclui restrições tanto de disponibilidade de energia quanto de disponibilidade de potência.

O método de otimização escolhido, Programação Dinâmica a Aproximações Sucessivas, tornou viável o uso de várias usinas equivalentes. Cada usina equivalente é composta pelas usinas interdependentes pertencentes à mesma bacia hidrográfica.

Foi apresentado no Capítulo 2 o Modelo Estocástico de Produção de Energia e um estudo sobre vários métodos de modelagem de sistemas hidrelétricos existentes na literatura. Foram especificados, também, os critérios segundo os quais ocorre convergência para o ótimo global, através de aproximações sucessivas.

O capítulo seguinte tratou do modelo de operação dos sistemas hidrelétricos, onde as usinas são agrupadas em usinas equivalentes, de acordo com suas características e situação geográfica. Os influxos, volumes e vazões das usinas equivalentes são transformados em energia equivalente.

As análises do comportamento do método de otimização do planejamento de operação do sistema hidrotérmico exemplo

consolidaram os critérios de convergência para aproximações sucessivas, referidos no Capítulo 2. Ao serem analisados vários planos de operação do sistema hidrotérmico, coube a política mais econômica ao plano submetido ao modelo estocástico. Ficou evidenciada, nesse capítulo, a contribuição da otimização obtida pelo Modelo Estocástico de Produção de Energia. A seguir, constatou-se a sensibilidade do planejamento ótimo da operação das usinas hidrelétricas a variações de disponibilidade das unidades geradoras térmicas, resultando numa relação quase linear do custo total esperado com estas variações. As variações de demanda provocaram efeitos semelhantes, porém mais acentuados.

Dos modelos analisados observa-se que embora o modelo estocástico utilizado como função objetiva tenha obtido o melhor desempenho, modelos mais simplificados podem ser empregados com resultados subótimos.

A realização deste trabalho evidenciou possibilidades de ampliações, sugerindo-se para futuros trabalhos:

a) Utilização de Programação Dinâmica Estocástica para o Modelo Estocástico de Produção de Energia, considerando afluências probabilísticas,

b) Individualização de usinas ou conjuntos de usinas de uma mesma bacia, observando suas interdependências,

c) Otimização de um sistema interligado, levando em conta as restrições de intercâmbio de energia,

d) Aprimoramento do Modelo Hidrelétrico, considerando-se a variação da altura líquida de queda dos aproveitamentos hídricos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] - ROSING, J. & ARVANITIDIS, N.V. Discussão do artigo de REES, F.J. & LARSON, R.E. Computer-aided dispatching and operations planning for an electric utility with multiple types of generation. IEEE Trans. Power App. and Syst., New York, 90 (2): 898-99, mar./apr., 1971.
- [2] - LUENBERGER, D.G. Introduction to linear and nonlinear programming. Massachusetts, Addison-Wesley, 1973.
- [3] - SOKKAPPA, B.G. Optimum scheduling of hydrothermal system-a generalized approach. IEEE Trans. Power App. and Syst., New York, 65: 97-104, apr. 1963.
- [4] - ANSTINE, L.T. & RINGLEE, R.J. Susquehanna River short-range hydrothermal co-ordination. IEEE Trans. Power App. and Syst., New York, 65: 185-91, apr. 1963.
- [5] - ARVANITIDIS, N.V. & ROSING, J. Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system. IEEE Power App. and Syst., New York, 89(2): 319-26, feb. 1970..
- [6] - VIRAMONTES, F.A. & HAMILTON, H.B. Optimal long range hydro scheduling in the integrated power system. IEEE Power App. and Syst., New York, 97(1): 292-97, jan./feb., 1978.

- [7] - REES, F.J. & LARSON, R.E. Computer-aided dispatching and operations planning for an electric utility with multiple types of generation. IEEE Power App. and Syst., New York, 90(2): 891-99, mar./apr., 1971.
- [8] - ARAÚJO, A.R. & TERRY, L.A. Operação de sistema hidrotérmico usando programação dinâmica determinística. Revista Brasileira de Energia Elétrica (Eletrobrás), 29: 44-56, jul./dez., 1974.
- [9] - GOMES, F.B.M.; TERRY, L.A.; CARVALHO, M.A.P.; MIYAMOTO, A.; COLÓ, A. & ARAÚJO, L.E. Modelo de simulação de usinas hidroelétricas e térmicas a sistema equivalente. Anais do III SNPTEE, Belo Horizonte, 1975.
- [10] - LARSON, R.E. A survey of dynamic programming computational procedures. IEEE Trans. Automatic Control, New York,; 767-74, dec. 1967.
- [11] - SLATER, K.J. Stochastic system model. Ontário Hydro Report, 1972.
- [12] - COELHO, H.F.N. Avaliação da confiabilidade e custo de geração de um sistema de potência com imposição de restrições de potência e energia. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, 1979.

- [13] - ZURN, H.H. & COELHO, H.F.N. Obtenção de índice de confiabilidade e custo de geração para otimização da operação sob restrições de energia. Anais do 3º Congresso Brasileiro de Automática, Rio de Janeiro, : 275-81, 1980.
- [14] - NEMHAUSER, G.L. Introduction to dynamic programming. New York, Wiley, 1966.
- [15] - KORSAK, A.J. & LARSON, R.E. A dynamic programming successive approximations technique with convergence proofs. Automática, London, 6: 253-60, 1970.