

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Modelos de Decisão para o
Planejamento da Operação de Sistemas de Energia Elétrica.
Abordagem Usando Conjuntos Difusos**

TESE SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

**PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE
DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

por

PAULO FERNANDO MONTEIRO PALMEIRA

Florianópolis, 30 de dezembro de 1994

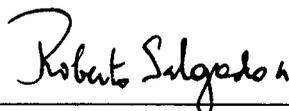
Modelo de Decisão para o Problema do Planejamento da Operação de Sistemas de Energia Elétrica: Abordagem Usando Conjuntos Difusos

Paulo Fernando Monteiro Palmeira

ESTA TESE FOI JULGADA ADEQUADA PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE **DOUTOR EM ENGENHARIA**, ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA, ARÉA DE CONCENTRAÇÃO EM SISTEMAS DE ENERGIA, APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO

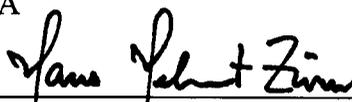


PROF. HANS HELMUT ZÜRN, Phd
ORIENTADOR

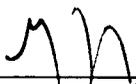


PROF. ROBERTO DE SOUZA SALGADO, Phd
COORDENADOR DO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO

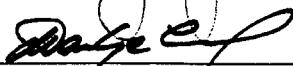
BANCA EXAMINADORA



PROF. HANS HELMUT ZÜRN, Phd



PROF. LUIZ GONZAGA DE SOUSA FONSECA, D.Sc



MARIO VEIGA FERRAZ PEREIRA, D.ENG.



ABERT CORDEIRO GEBER DE MELO



CRITIANO CUNHA, Dr. rer. pol.

Dedicatória

À minha família

Dinorá e Ana Paula

em memória de meu pai

Agradecimentos

Agradecimentos especiais pela confecção deste trabalho, devem ser dados à:

Ao PICD/CAPES e a UFMG pelo apoio financeiro.

Ao professor Hans Helmut Zürn pelo trabalho de orientação.

Aos colegas do curso de Pós-graduação da UFSC.

Aos professores do Grupo de Sistemas de Potência do EEL da UFSC.

Resumo

O problema do planejamento da operação a longo prazo em sistemas de potência consiste no atendimento da energia elétrica solicitada pelos consumidores a cada instante, num dado horizonte de tempo pré-especificado, satisfazendo critérios estabelecidos de economia e de qualidade.

Na solução deste problema freqüentemente são usadas técnicas de programação matemática, tais como a programação dinâmica estocástica, usando como critério de decisão o mínimo custo esperado de geração. Entretanto, devido às características do problema, quais sejam, longo prazo e poucas realizações do processo, as futuras realizações podem produzir resultados bem diferentes do esperado.

Este trabalho apresenta um modelo de decisão alternativo, baseado na discretização do espaço amostral, que se propõe a considerar o efeito de diversas estratégias de geração nas realizações futuras. Trata-se de um modelo multi-critério sob risco apoiado nas teorias da Decisão e dos Conjuntos Difusos.

O modelo proposto permite o tratamento das possibilidades de ocorrências futuras, bem como a implementação de objetivos diversos, inclusive do risco de racionamento futuro devido à políticas de operação em tempo real. Neste trabalho deu-se atenção especial à energia esperada não suprida devido à política de operação sem racionamento preventivo.

No trabalho são apresentados exemplos de aplicação do modelo proposto, que ilustram efeitos de fatores tais como: afluência energética média anual, variância do consumo mensal, tendência da afluência energética em eventos pluri-aneais e horizonte de planejamento.

Abstract

The power system long term operation planning problem consists of the supply of electrical energy requested by the consumers at any instant of a fixed time horizon; according to established criteria of quality and economy.

In the solution of this problem, mathematical techniques as stochastic dynamic programming, with minimal expected generation cost criterion are frequently used. However, due to the problem characteristics such as, long term and a few process trials, the future trial results can be quite different from the expected.

This work presents an alternative decision model based on the sample space discretization, which intends to consider the effects of various generation strategies that take place in the future, supported by Decision Making and Fuzzy Set theories.

The proposed model permits the treatment of future trials as well implementation of various planning goals, including the risk of future deficit on energy supply due to real time operation policies. This work treats with special attention the expected energy not supplied (EENS) due to operation policy without preventive rationing

This work also presents application examples of the proposed model which illustrate effects of factors like: the mean annual energy inflow; the monthly demand variance; the energy trends and the planning horizon.

SUMÁRIO

SUMÁRIO	VI
LISTA DE ILUSTRAÇÕES	IX
LISTA DE TABELAS	XI
CAPÍTULO I CONSIDERAÇÕES INICIAIS	1
CAPÍTULO II COLOCAÇÃO DO PROBLEMA	7
2.1 Disponibilidade de Geração	7
2.2 Determinação da Programação das Gerações.	8
2.3 Considerações sobre a Resposta da Programação Dinâmica Estocástica.	13
CAPÍTULO III MODELOS DE DECISÃO	15
3.1 Introdução	15
3.2 Classificação dos Modelos de Decisão.	15
3.2.2 Modelos de decisão quanto ao ambiente.	17
3.3 Função de avaliação.	18
3.4 Regra de decisão	19
CAPÍTULO IV TEORIA DOS CONJUNTOS DIFUSOS	23
4.1 Introdução	23
4.2 Definição Formal de Conjuntos Difusos	23
4.3 Operações entre Conjuntos Difusos.	25
4.4 Outros operadores.	26
4.5 Relações, Propriedades e Definições.	27

4.6	Eventos Difusos	28
4.7	Relações Difusas e Composição de Relações	31
4.8	Método da Discretização Difusa	34
4.9	Exemplo de Aplicação.	36
CAPÍTULO V MODELO DE APOIO À DECISÃO PROPOSTO		41
5.1	Introdução	41
5.2	Função Objetivo no Planejamento Energético	45
5.3	Objetivos Propostos para o Planejamento Energético.	46
5.4	Representação dos Eventos por Variáveis Lingüísticas.	47
5.5	Eventos relevantes ao problema. Variáveis Exógenas.	51
5.6	Regra de Decisão	55
5.7	Componentes do modelo.	60
5.8	Função de Pertinência dos Objetivos	68
CAPÍTULO VI ALGORITMOS EMPREGADOS		71
6.1	Espaço de Decisão Condicionado a Eventos Difusos.	71
6.2	Determinação das Densidades Condicionadas	72
6.3	Algoritmo de avaliação.	75
CAPÍTULO VII RESULTADOS E DISCUSSÕES		80
7.1	Introdução	80
7.2	Validação dos Algoritmos do Modelo	81
7.3	Universos das Grandezas Usadas nos Testes e Exemplo	90
7.4	Efeito da Participação das Térmicas no Sistema.	92
7.5	Efeito do Horizonte de Planejamento	93

7.6 Efeito da variância da Carga.	94
7.7 Efeito do Desvio da Afluência.	95
7.8 Efeito da Tendência no Planejamento Pluri-anual.	95
7.9 Exemplo de Aplicação	96
CAPÍTULO VIII CONCLUSÕES E PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	101
8.1 Conclusões	101
8.2 Propostas para Trabalhos Futuros	105
BIBLIOGRAFIA	108
APÊNDICE A	110
APÊNDICE B	115
APÊNDICE C	131
APÊNDICE D	135
APÊNDICE E	137

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 Gráfico da Programação Dinâmica Estocástica	10
Figura 2.2 Algoritmo de Programação Dinâmica Estocástica.....	12
Figura 4.1 Operações entre Conjuntos Difusos.....	26
Figura 4.2 Exemplo de Evento Difuso	30
Figura 4.3 Discretização Difusa.....	35
Figura 4.4 Distribuição de corrente no alimentador.....	36
Figura 4.5 Distribuição de tensão no alimentador.	37
Figura 4.6 Universo para Corrente	39
Figura 4.7 Universo Para Tensão.....	39
Figura 5.1 Matriz de Resultados.....	43
Figura 5.2 Conjunto Difuso Custo.....	47
Figura 5.3 Conjunto Difuso EENS	47
Figura 5.4. Estimacão linear.....	53
Figura 5.5. Eventos pluri- anuais.....	54
Figura 5.6. Conjuntos difusos para representar a "lucro".	69
Figura 6.1 Universo de discurso e uma variável aleatória.....	72
Figura 6.2 Para ãi difuso.....	74
Figura 6.3 Para ãi não difuso.....	75
Figura 6.5 Algoritmo de Avaliacão.....	77
Figura 6.6 Algoritmo para o déficit forçado.....	78
Figura 6.7 Algoritmo para o déficit compensado	78
Figura 7.1 Eventos Para Região Sul (MWh).....	82

Figura 7.2 Eventos para a Região Sudeste(MWh).....	82
Figura 7.3 Região Sul sem condicionamento(MWh)	83
Figura 7.4 Região Sul condicionamento Min(MWh).	83
Figura 7.5 Região Sul condicionamento Med(MWh).....	84
Figura 7.6 Região Sul condicionamento Max(MWh)	84
Figura 7.7 Região Sudeste sem condicionamento(MWh)	85
Figura 7.8 Região Sudeste condicionamento Min(MWh)	85
Figura 7.9 Eventos para vazão(MWh).....	90
Figura 7.10 Eventos para Desvio da Vazão(MWh)	91
Figura 7.11 Eventos para Tendência(MWh/ano).....	91
Figura 7.12 Eventos para carga(MWh).....	92
Figura 7.13- Variação do déficit no planejamento pluri-anual . (MWh) .	96
Figura 7.14 Objetivo Custo de Geração(\$).....	97
Figura 7.15 Objetivo Déficit Esperado EENS (MWh)	97

LISTA DE TABELAS

Tabela	Página
Tabela 3.1 Matriz de Decisão ou de Resultados	16
Tabela 3.2 Matriz de Resultados Multi-critério.....	17
Tabela 4.2 Relação "Assuntos Interessantes"	32
Tabela 4.3 Relação "Títulos Interessantes"	32
Tabela 4.4 Funcionamento do alimentador.....	37
Tabela 5.1 Matriz de Decisão	59
Tabela 5.2 Universos, grandezas e eventos.....	65
Tabela 7.1 Efeito dos eventos condicionantes nas Afluências	86
Tabela 7.2 Dados gerais do Sistema	87
Tabela 7.3 Resultados do Algoritmo de Avaliação, EENS em trajetória compensada	88
Tabela 7.4 Resultados do Algoritmo de Avaliação, EENS em trajetória forçada.....	88
Tabela 7.5 Resultados da simulação de Monte-Carlo, EENS em trajetória compensada	89
Tabela 7.6 Resultados da Simulação de Monte-Carlo, EENS em trajetória forçada.....	89
Tabela 7.7 Controlabilidade do Sistema em função da participação de Térmicas.....	93
Tabela 7.8 Convergência do Déficit Compensado pela média.....	93
Tabela 7.9 Convergência do Déficit Compensado pela	

invariância perante as condições iniciais.....	94
Tabela 7.10 Dados do Sistema Sul Brasileiro.....	98
Tabela 7.11- Eventos e Universos.....	98
Tabela 7.12 Objetivos Déficit e Custo para várias Regras mono-critério.....	99
Tabela 7.13 Classificação das alternativas regra média_max(krelle).....	100
Tabela 8.1 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados Objetivo "custo de geração + custo do déficit"(\$).	102
Tabela 8.2 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados Objetivo "déficit de energia" (MWh).	103
Tabela 8.3 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados Objetivo "custo de geração" (\$).....	103

CAPÍTULO I

CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O problema do planejamento da operação a longo prazo em sistemas de potência consiste em estabelecer condições que possibilitem operar o sistema em um dado horizonte de tempo, de modo que a cada instante a carga seja atendida segundo critérios de economia e de qualidade.

A posição encontrada nos países que possuem parque gerador predominantemente térmico, onde as incertezas envolvidas no problema são as cargas e a disponibilidade de geração térmica relacionada com a confiabilidade das unidades, é a de enunciar o problema da seguinte forma:

"A demanda está sempre variando, é necessário ter-se reserva de geração para atender à demanda e suprir as falhas de geração e esta reserva precisa ser encomendada com uma antecedência satisfatória, e além disso não se sabe exatamente quanto será a demanda e muito menos a dimensão das falhas de geração".

O problema acima referido pode ser desmembrado em dois subproblemas:

1. Previsão de carga e disponibilidade de potência.
2. Programação das unidades geradoras

Quanto ao primeiro problema, muitos autores a ele se dedicaram, tendo desenvolvido uma série de métodos de previsão, cujas confiabilidades são satisfatórias, seja de curto, médio ou longo prazo[17].

Quanto aos problemas de programação das unidades geradoras, são normalmente tratados segundo métodos de otimização. A minimização do custo de

geração é o objetivo mais empregado, e uma série de métodos de programação matemática estão disponíveis para a implementação[15].

O caso brasileiro, no entanto, apresenta uma predominância da geração hidráulica, correspondendo a mais de 80 % da energia gerada. A carga precisa ser repartida entre unidades térmicas com custo de geração considerável e sem limitação de energia, a não ser pela capacidade disponível, e unidades hidráulicas com custo de geração desprezível e com energia limitada em função das condições hidrológicas.

As incertezas nas afluências hidráulicas são transferidas para a disponibilidade de geração. No caso das usinas com reservatório, a capacidade de geração é dependente da altura variável do nível do reservatório, e no caso de usinas à fio d'água, diretamente pelas afluências a montante. Esta característica torna o problema da disponibilidade de geração mais complicado.

Para tratar dos sistemas hidrotérmicos, tem-se então atualmente as seguintes abordagens:

a) Abordagem Determinística.

Nesta abordagem todas as variáveis do problema são consideradas determinísticas. Trata-se portanto de uma simplificação, pois as disponibilidades de geração e cargas são variáveis aleatórias. Nesta simplificação tomam-se os valores esperados das variáveis aleatórias.

Como métodos de implementação do modelo pode-se citar:

-Métodos Variacionais[15]

-Grafos[9]

-Programação Dinâmica.[9]

Esta abordagem, apesar de permitir um bom detalhamento dos aspectos

elétricos do problema, não representa as incertezas existentes no problema.

b) Abordagem Estocástica

Esta abordagem se baseia na minimização por meio da Programação Dinâmica Estocástica[6,9,13], do valor esperado do custo de geração ao longo do período. Tal modificação significa uma melhoria na representação das incertezas do problema.

A principal restrição a ser feita quanto à utilização da programação dinâmica estocástica no problema do planejamento energético é ao uso indiscriminado do valor esperado.

Quando se toma valor esperado do mínimo, estamos na realidade tomando o valor esperado de um conjunto de trajetórias independentes[10]. Isto é aceitável quando se trata de um conjunto de realizações de um processo estocástico.

A programação dinâmica estocástica fornece uma programação de geração, cujo valor esperado dos custos de geração das realizações viáveis será mínimo. Neste contexto o custo de geração pode ser considerado uma variável aleatória, que dependendo da natureza do problema e do horizonte de planejamento pode possuir função densidade larga e achatada, ou seja, a variável aleatória apresenta uma larga faixa de valores e baixas probabilidades.

Como no caso do planejamento energético, tem-se apenas uma realização, a operação do sistema baseada no valor esperado pode levar o sistema a situações desfavoráveis: Situações de déficit elevado se no futuro ocorrer uma condição de "baixa afluência" ou situações de vertimento e desperdício se ocorrer uma condição de "alta afluência".

Isto posto, a probabilidade de ocorrência de uma realização com custo igual ao do valor esperado, no caso específico do planejamento energético, tende a ser

extremamente baixa.

Modelo de decisão é o conjunto de regras e algoritmos que deve representar o pensamento do decisor/planejador, e tem a capacidade de, dado um conjunto de alternativas viáveis, separar alternativas satisfatórias das não satisfatórias.

Tanto no caso da abordagem determinística, quanto na abordagem estocástica, tem-se um modelo de decisão "mono-critério sob certeza".

No caso da abordagem determinística tem-se uma única alternativa e um único cenário, definido pelo valor esperado das variáveis aleatórias dos problema.

No caso da abordagem estocástica tem-se uma única alternativa e um único cenário representado pela união de todos os cenários possíveis.

Este trabalho tem por objetivos analisar os modelos de decisão estocásticos comumente empregados no planejamento energético a longo prazo e propor alternativas para o modelo de decisão baseado unicamente na minimização do custo esperado.

Como alternativa aos modelos de decisão estocásticos propomos usar um modelo de decisão em ambientes difusos (Bellman & Zadeh)[3].

O modelo proposto neste trabalho leva em consideração as ocorrências futuras, para vários componentes sujeitos a incertezas, tais como, "afluências", "tendências" e "demanda".

A partir dos dados históricos, o modelo trabalha com cenários futuros para as variáveis, e monta um panorama geral de todas as possibilidades. Os cenários serão definidos por faixas de valores que possuem probabilidades de ocorrência substancialmente maiores que uma realização individual.

Os cenários usados pelo modelo serão baseados na teoria dos conjuntos

difusos[3,7,20], e devido a esta, o panorama montado pelo modelo será contínuo, o que elimina a possibilidade de situações não previstas.

O modelo proposto permite que o decisor/planejador trate o risco representado pelas probabilidades associadas aos cenários, segundo seu próprio julgamento, podendo este decidir entre opções de baixo risco e alto custo, ou opções de alto risco e baixo custo.

Outro fator a ser considerado, é a operação do sistema em tempo real. A programação dinâmica estocástica fornece como resultado uma tabela de programação que deve ser mantida mesmo que as gerações térmicas não possam atender a carga; tal prática pode eventualmente resultar em corte de carga ou racionamento.

No modelo proposto, a operação em tempo real pode ser incluída no problema e outras políticas de racionamento podem ser consideradas. Neste caso, avalia-se a opção de alterar a programação de geração com intuito de evitar o corte de carga em função da avaliação dos riscos futuros.

O modelo proposto consiste em discretizar o espaço amostral em um conjunto de eventos difusos[3,7]. Cada evento terá uma programação de geração ótima calculada por programação dinâmica estocástica, e cada programação será avaliada segundo os demais eventos produzindo resultados não necessariamente ótimos.

Uma alternativa será considerada satisfatória quando a união de todos os seus resultados "pertencer" à interseção de todos os objetivos. Quer dizer, temos um processo de decisão em duas etapas, primeiramente tem-se a decisão por critério, onde é feita a avaliação das alternativas para cada objetivo em função dos resultados que ela produz. Em seguida as avaliações das alternativas efetuadas na etapa anterior são avaliadas segundo a interseção dos objetivos.

No modelo proposto, os efeitos do risco futuro são considerados pela escolha

adequada da regra mono-critério empregada na primeira etapa do processo decisório.

Os efeitos da política de operação em tempo real são considerados pela escolha adequada dos objetivos na segunda etapa do processo.

No modelo proposto, a programação dinâmica estocástica tem como função a determinação do conjunto de alternativas viáveis. Os resultados destas alternativas são então tratados separadamente de modo que se possa considerar todos os aspectos do problema em condições reais de operação.

No capítulo 2 é mostrada a colocação do problema e são comentados trabalhos recentes sobre a aplicação da programação dinâmica estocástica ao problema.

No capítulo 3 apresentamos uma breve introdução aos modelos de decisão.

No capítulo 4 apresentamos a teoria dos conjuntos difusos. Esta teoria permite que se tratem as regras de decisão multi-critério do modelo de decisão proposto, como operações entre conjuntos difusos.

No capítulo 5 apresentamos o modelo proposto propriamente dito.

O capítulo 6 apresenta técnicas e algoritmos para implementação do modelo. No capítulo 7 apresentamos resultados e discussões e no capítulo 8 apresentamos as conclusões e propostas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

COLOCAÇÃO DO PROBLEMA

2.1 Disponibilidade de Geração

Para se resolver o problema do planejamento energético, tem-se que mesmo implicitamente resolver o problema do despacho de geração. Num determinado ponto do planejamento o objetivo imediato é satisfazer o balanço estático de potência. Nesta situação um modelo estocástico deve representar os elementos aleatórios que afetam o processo de geração[4].

No caso de usinas térmicas, os únicos elementos que afetam a geração são as saídas de serviço, sejam forçadas devido as falhas, ou programadas para manutenção. Este processo pode ser modelado por uma função densidade de potência gerada da forma,

$$f(N.P_i)=f(x,N,p) \quad (2.1)$$

onde,

$N.P_i$ é a potência máxima da usina composta de N máquinas de potência P_i .

$f(x, N,p)$ é uma distribuição binomial em que x é o número de máquinas em operação da usina e p é a taxa de saída forçada (FOR) de cada unidade.

No caso das usinas hidrelétricas com grande reservatório, de regulação anual, elas possuiriam distribuição semelhante às unidades térmicas anteriormente descritas, não fosse o efeito da variação da potência de saída com a altura dos

reservatórios.

As usinas a fio d'água são as mais afetadas pelas aleatoriedades do ambiente e pelo modo de operação das usinas a montante, seu modelo de disponibilidade de geração é definido pelo mínimo entre a disponibilidade da potência equivalente devido ao fluxo de água a montante e a disponibilidade de potência devido às máquinas instaladas.

2.2 Determinação da Programação das Gerações.

Para a determinação da programação das gerações segundo a abordagem estocástica usa-se a programação dinâmica estocástica[6,10].

Considere um sistema hidrotérmico constituído por usinas térmicas, com custo de geração variável e usinas hidráulicas com custo fixo. Este sistema pode ser representado por um reservatório equivalente tal como descrito na referência [6], um critério que pode ser empregado é a minimização do custo total de geração, expresso na forma :

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J c(P_{gt_j}^t) \quad (2.2)$$

sujeito a:

$$\sum_{j=1}^J P_{gt_j}^t + \sum_{j=1}^J P_{gh_j}^t - P_d^t = 0$$

onde $c(P_{gt_j}^t)$ é o custo de geração da unidade térmica j no período entre t e $t-1$, $P_{gt_j}^t$ é a potência média gerada pela unidade térmica j , $P_{gh_j}^t$ é potência correspondente à unidade hidráulica j e P_d^t é demanda.

O problema proposto na equação 2.2 pode ser resolvido usando-se programação dinâmica estocástica onde os estados são descritos pela energia armazenada nos reservatórios, tendo com variáveis aleatórias a demanda e a disponibilidade de geração. Entretanto como o sistema inclui usinas hidráulicas, têm-se então restrições adicionais devido às limitações de energia das unidades hidráulicas.

Seja um sistema hidráulico representado por um reservatório equivalente semelhante ao descrito na referência [6]; onde:

A_t é a afluência de água no período t ;

Q_t é a vazão turbinada, equivalente à energia hidráulica média gerada no período t desprezado o efeito de redução devido à altura dos reservatórios;

e_t é a energia equivalente do reservatório;

S_t é o vertimento do período t .

A variação do nível do reservatório em termos energéticos é dada por,

$$\Delta e_t = e_{t+1} - e_t = A_t - Q_t - S_t \quad (2.3)$$

sujeito à

$$e_{\min} < e_t < e_{\max} \quad (2.4)$$

A equação 2.3 fornece a equação de mudança de estado, onde os e_t são os estados e Q_t é a decisão adotada no estágio t . Resumindo, os elementos da programação são:

estágios: $t = t_1, t_2, t_3, \dots, t_{\max}$

horizonte de planejamento: t_{\max}

decisões: Q_t ,

o estado equivalente associado à energia potencial do sistema: e_t .

As expressões acima são válidas para sistemas com qualquer número de unidades, ainda que por simplificação de notação se tenha usado gerações térmicas equivalentes. No caso real essa geração equivalente é repartida entre as unidades segundo um critério de despacho, que geralmente consiste na minimização de uma função objetivo usando programação não linear[5,17]. Neste trabalho adotou-se a representação dos custos das térmicas por funções lineares.

Graficamente o nosso problema de programação dinâmica estocástica, para a política de operação Decision-Hazard[10], pode ser visto na Figura 2.1. Nela observa-se que a equação de 2.3 foi dividida em duas partes, uma determinística que relaciona o estado inicial, a decisão e o estado final, e outra probabilística que considera a variação do estado final devido às perturbações aleatórias " A_t ".

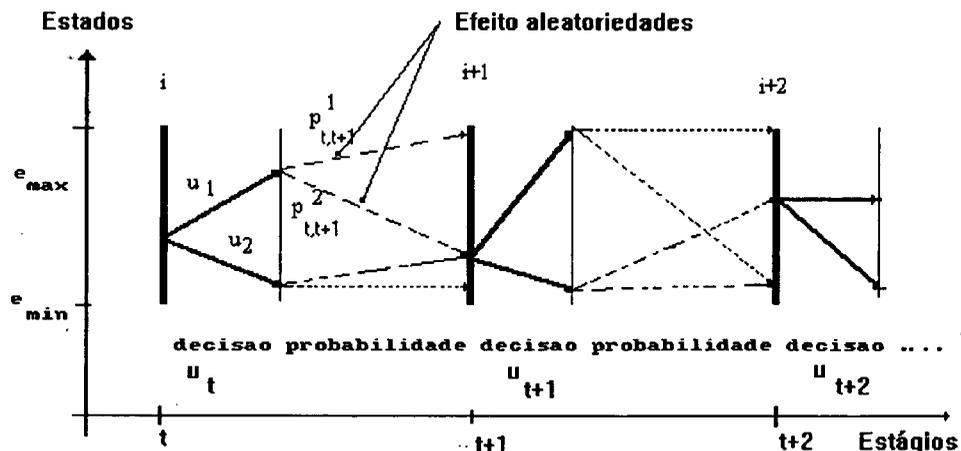


Figura 2.1 Gráfico da Programação Dinâmica Estocástica

Nas referências [1], [13] e [14] são mostrados exemplos de aplicação de programação dinâmica estocástica para a solução do problema de planejamento energético. A seguir mostramos o seu enunciado formal. A função objetivo é colocada

na forma recursiva,

$$\alpha_t^*(X_t) = E_{A_t|X_t} \left\{ \min [C(U_t) + \frac{1}{\beta} \alpha_{t+1}^*(X_{t+1})] \right\} \quad (2.5)$$

sujeito a,

$$X_{t+1} = f(X_t, A_t, U_t)$$

$$g(X_t) \geq 0$$

$$\xi(U_t) \geq 0$$

onde:

$\alpha_t^*(X_t)$ é o valor esperado do mínimo custo de operação entre o período t e o fim do prazo de planejamento.

$E_{A_t|X_t}$ é o operador esperança sobre os valores de A_t condicionado ao estado X_t

$c(U_t)$ = custo da decisão U_t .

β = fator de desconto.

$f(X_t, A_t, U_t)$ é equação de transição do sistema,

X_t = vetor de estado no período t .

U_t = vetor de decisão em t .

A_t = vetor de afluências.

$g(X_t)$ = conjunto de restrições de estado.

$\xi(U_t)$ = conjunto de restrições de decisão.

O vetor de estado é constituído pelas variáveis, e_t e A_{t-1} ,

$$X_t = \begin{bmatrix} A_{t-1} \\ e_t \end{bmatrix}$$

A equação de transição fica,

$$e_{t+1} = e_t + A_t - Q_t \quad (2.6)$$

O vetor decisão é constituído por,

$$U_t = Q_t$$

A figura 2.2 mostra o algoritmo da Programação Dinâmica Estocástica Decision-Hazard[10]

- 1- Ler dados do sistema, estatísticas $f(A_k|A_{k-1})$ e cargas.
- 2- Inicializar período $k=k_{\max}$ e custo esperado acumulado $\alpha_k^* = 0$.
- 3- Decrementar $k = k-1$ até $k=0$
- 4- Para todos estados viáveis $X_k = |E_p, A_{k-1}|$
 fazer $E_{p_k} = E_{p_{\min}}$ até $E_{p_{\max}}$
 $A_{k-1} = A_{\min}$ até A_{\max}
- 5- Para toda decisão viável $U_k = P_{ghk}$
 calcular o $\alpha_k(X_k) = E_{A|X_k} \left\{ \min [C(U_k) + \frac{1}{\beta} \alpha_{k+1}^*(X_{k+1})] \right\}$
 $U_k^* = U_k$ para α_k mínimo
 fim 5
- 6- Armazenar U_k^*
 fim 4
- 7- Armazenar Estratégia $U_0, U_1 \dots U_{k_{\max}}$
 fim 3

Figura 2.2 Algoritmo de Programação Dinâmica Estocástica

2.3 Considerações sobre a Resposta da Programação Dinâmica Estocástica.

O gráfico da figura 2.1 mostra que em um problema estocástico existe um conjunto de trajetórias[10]. A programação dinâmica estocástica determina o subconjunto delas, cujo valor esperado de seus resultados é mínimo.

Para um caso de n estágio e p estados por estágio tem-se um número de p^n trajetórias (supondo que não existam transições impossíveis).

Neste contexto o custo de geração das realizações futuras pode ser associado a uma variável aleatória.

O custo esperado mínimo fornecido pelo algoritmo descrito pela equação 2.6 é igual ao valor esperado dos custos mínimos individuais,

$$\alpha_0^* = \sum_{i \in \omega} (c_i \cdot p_i) \quad (2.7)$$

onde c_i é o custo da trajetória i pertencente ao conjunto de trajetórias ótimas ω e p_i sua probabilidade calculável pelo produto das probabilidades das transições ao longo de i ,

$$p_i = \prod_k P\{X_k, X_{k+1}, U_k\}$$

onde $P\{X_k, X_{k+1}, U_k\}$ é a probabilidade da transição do estado X_k ao estado X_{k+1} devido à decisão U_k ao longo da trajetória i . A probabilidade de ocorrência de um valor de custo "c" é dada por,

$$P\{c\} = \sum_{i \in w_c} p_i$$

onde w_c é o conjunto de todas as trajetórias que produzem custo "c".

Nota-se portanto que c é uma variável aleatória cujo valor esperado é α_0^* . A existência de um conjunto de trajetórias é uma característica de processos estocásticos, cada trajetória é uma realização possível do processo.

A média dos valores das realizações tende para o valor esperado fornecido pela programação dinâmica estocástica. Porém em processos que possuem um número limitado de realizações o significado do valor esperado do algoritmo de programação dinâmica estocástica poderá induzir a erros.

O valor esperado só tem um significado válido quando o processo apresentar um grande número de realizações e apresentar características de compensação.

A característica de compensação só é possível em casos onde os resultados do objetivo em questão puderem ser somados em tempos diferentes. Este é o caso dos objetivos monetários em geral. A potência hidráulica disponível em um aproveitamento hidrelétrico com reservatório (e sem vertimento ou esgotamento) possui características de compensação, porém, em aproveitamentos hidroelétricos sujeitos a vertimento ou esgotamento a característica de compensação não é encontrada. A energia vertida em um período jamais poderá ser aproveitada para compensar um déficit.

CAPÍTULO III

MODELOS DE DECISÃO

3.1 Introdução

Neste capítulo apresentamos uma breve explanação sobre a teoria decisão, mais especificamente sobre modelos de decisão[3,8,10,16]. A teoria da decisão será uma das bases do modelo de decisão proposto para o problema do planejamento energético. Neste capítulo será visto que existem técnicas alternativas para o tratamento dos problemas de decisão bem mais complexas que a minimização de uma função objetivo.

3.2 Classificação dos Modelos de Decisão.

Um modelo de decisão é um conjunto de regras e algoritmos que devem representar o planejador perante um problema. Na engenharia do século XX, principalmente a partir da década de 50, os modelos de decisão empregados na maioria das aplicações são aqueles propostos pela pesquisa operacional. Estes modelos são eficientes em um grande número de problemas. Entenda-se por eficiência de um modelo de decisão a capacidade deste em representar adequadamente o pensamento do decisor/planejador. Nem sempre um algoritmo de otimização possui esta eficiência.

Na solução de problemas mal-estruturados, tais como o planejamento a longo prazo, a escolha do modelo de decisão apresenta-se como uma preliminar à solução propriamente dita. Enquanto que nos problemas bem estruturados o uso de modelos simples é satisfatório, para os "grandes problemas", os modelos da pesquisa operacional podem não conseguir representar corretamente o pensamento do decisor.

Em um modelo de decisão mais complexo, o ambiente do problema, também chamado de "espaço de decisão" é decomposto em um número finito de eventos, chamados de "estados de decisão".

O processo de decisão é efetuado sobre "matrizes de decisão ou de resultados". Uma matriz de decisão relaciona as alternativas viáveis com os diversos estados de decisão através dos resultados produzidos por estas perante os respectivos estados.

A tabela 3.1 mostra um exemplo de uma matriz de decisão para um determinado objetivo, cada linha da matriz corresponde a uma alternativa a_i , cada coluna e_j representa um estado de decisão possível, e cada elemento r_{ij} da matriz representa o resultado obtido pela alternativa a_i quando ocorre o estado e_j .

Alternativas\Estados	e_1	e_2	e_3	e_4
a_1	10	13	15	20
a_2	3	6	8	9
a_3	2	5	8	9

Tabela 3.1 Matriz de Decisão ou de Resultados

3.2.1 Modelos de Decisão quanto aos Critérios.

Quanto ao número de critérios, os modelos de decisão podem ser:

- i Mono-critério.
- ii Multi-critério.

Em um modelo de decisão multi-critério a matriz de resultados é construída da forma mostrada na tabela 3.2

Alternativas\Objetivos	O ₁	O ₂	O ₃
a ₁	10	13	15
a ₂	3	6	8
a ₃	2	5	8

Tabela 3.2 Matriz de Resultados Multi-critério

É apresentada ao decisor uma matriz de decisão de dimensões "alternativas x objetivos", que relaciona os resultados de cada alternativa a_i perante os objetivos O_j .

3.2.2 Modelos de decisão quanto ao ambiente.

Quanto ao ambiente os modelos de decisão podem ser:

i- Decisão sob certeza.

Neste caso existe informação completa sobre as ocorrências dos estados, ou seja, ocorre um certo estado e apenas um, com certeza.

ii- Decisão sob risco.

Na decisão sob risco, o decisor conhece de modo objetivo ou subjetivo, a distribuição de probabilidade da ocorrência dos possíveis estados do ambiente.

iii- Decisão sob incerteza.

A decisão sob incerteza se caracteriza pelo fato de que a distribuição de probabilidades da ocorrência dos estados do meio-ambiente é desconhecida. Neste caso é apresentada ao decisor uma matriz de decisão de dimensões "alternativas x espaço de decisão" semelhante à mostrada na tabela 3.1.

Note que o modelo de decisão empregado para o problema do planejamento energético a longo prazo citado no capítulo anterior é na realidade um modelo de decisão sob certeza, pois existe apenas um estado de decisão.

3.3 Função de avaliação.

Os problemas de decisão simples, a ponto do decisor fazer diretamente a avaliação global das alternativas, dispensam completamente o uso dos modelos da teoria da decisão. Nos problemas reais as conseqüências de uma alternativa são de tal modo complexas que o decisor tenderia a ficar sobrecarregado com sua avaliação. Nestes casos a teoria da decisão auxilia o decisor oferecendo uma função de avaliação ϕ que tem suas propriedades analisadas pormenorizadamente, e que se fundamenta em postulados de racionalidade aceitáveis para o decisor. É necessário que o decisor conheça e aceite estes postulados, afinal de contas a função ϕ é seu modelo de preferência.

Formalmente a avaliação de uma alternativa pode ser descrita por uma função,

$$\phi: A \rightarrow \mathbb{R},$$

onde cada alternativa a_j pertencente ao conjunto de alternativas A , é associado um número real $\phi(a_j) \in \mathbb{R}$ que estabelece a preferência do decisor pela alternativa a_j . Para duas alternativas distintas a_j e a_i a função ϕ deve ser tal que:

$$a_j \succeq a_i \Leftrightarrow \phi(a_j) \geq \phi(a_i)$$

$$a_j \succ a_i \Leftrightarrow \phi(a_j) > \phi(a_i)$$

$$a_j \sim a_i \Leftrightarrow \phi(a_j) = \phi(a_i).$$

Os símbolos " \succeq ", " \succ " e " \sim " tem os seguintes significados:

\succeq "é pelo menos tão bom quanto" (preferência)

\succ "é preferível a" (preferência estrita)

\sim "é equivalente a" (indiferença).

A função de avaliação ϕ representa, portanto, a relação de preferência " \succeq " do decisor em relação às alternativas consideradas no problema de decisão.

Uma vez conhecidos os valores de $\phi(a_i)$ para todo $a_i \in \mathbf{A}$ o problema de decisão consiste em determinar a alternativa de máxima preferência, em outras palavras, o problema de decisão se reduz a um problema de maximização. A melhor alternativa $a^* \in \mathbf{A}$ é definida por:

$$a^* = \max_{a \in A} \phi(a)$$

3.4 Regra de decisão

Após a construção da matriz decisão, seja no caso de decisão multi-objetivo ou decisão sob incerteza, procede-se a decisão propriamente dita; para tanto usa-se uma regra de decisão.

3.4.1 Decisão sob Incerteza

Seja uma matriz de decisão de elementos r_{ij} correspondendo aos resultados das alternativas a_i perante os estados de decisão e_j . As regras de decisão sob incerteza podem ser:

a) Dominância

a.1) Dominância Absoluta

Uma alternativa a_i domina absolutamente a_j se o pior resultado de a_i for melhor que o melhor resultado de a_j .

$$\min [r_{ik}] > \max [r_{jk}] \text{ para todo } k.$$

a.2) Dominância de Estado

Uma alternativa a_i domina a_j se a_i não oferece pior resultado que a_j para nenhum estado, e a_i é melhor que a_j para pelo menos um estado.

$$r_{ik} \geq r_{jk} \text{ para todo } k$$

$$r_{ik} > r_{jk} \text{ para pelo menos um } k$$

Na matriz de decisão mostrada na tabela 3.1 nota-se que a alternativa a_1 apresenta dominância absoluta sobre a alternativa a_2 e a alternativa a_2 apresenta dominância de estado sobre a alternativa a_3 .

b) max-min ou regra de (Wald)

$$a^* = \max_i [\min_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

é uma regra pessimista.

c) max-max

$$a^* = \max_i [\max_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

é uma regra otimista.

d)-Regra de Hurwicz

Esta regra é uma combinação das anteriores

$$a^* = \max_i [\gamma \max_j [r_{ij}] + (1-\gamma) \min_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

onde γ é chamado de índice de otimismo.

e) Regra de Laplace

$$a^* = \max_i \left[\sum_j r_{ij} \right] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

3.4.2 Decisão sob Risco.

Seja uma matriz de decisão de elementos r_{ij} correspondendo aos resultados das alternativas a_i perante os estados de decisão e_j , que possuem probabilidade de ocorrência $p\{e_j\}$. As regras de decisão sob risco podem ser:

a) Regra η (média)

Esta regra usa o valor esperado dos resultados, é uma regra bastante usada e fornece resultados satisfatórios em processos repetitivos;

$$a^* = \max_i \left[\sum_j r_{ij} \cdot p_j \right] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

b) Regra η - σ

Esta regra usa para a decisão uma função da média η e desvio padrão σ ,

$f(\eta, \sigma)$,

$$a^* = \max_i \left[f(\eta_i, \sigma_j) \right] \quad \forall \text{ alternativa "i"}$$

c- Regra de Krelle

Esta regra é definida como,

$$a^* = \max_i [f(r_{ij})] \quad \forall \text{ alternativa "i" e estado "j"}$$

3.4.3 Regras de Decisão sob Certeza e Múltiplos Objetivos

Seja uma matriz de decisão de elementos r_{ij} correspondendo aos resultados das alternativas a_i perante os objetivos O_j . As regras de decisão sob certeza multi-objetivo podem ser:

a)- max-min ou regra de (Wald)

$$a^* = \max_i [\min_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e Objetivo "j"}$$

b) max-max

$$a^* = \max_i [\max_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e objetivo "j"}$$

c)-Regra de Hurwicz

Esta regra é uma combinação das anteriores

$$a^* = \max_i [\gamma \max_j [r_{ij}] + (1-\gamma) \min_j [r_{ij}]] \quad \forall \text{ alternativa "i" e objetivo "j"}$$

onde γ é chamado de índice de otimismo.

d) Regra de Laplace

$$a^* = \max_i [\sum_j r_{ij}] \quad \forall \text{ alternativa "i" e objetivo "j"}$$

CAPÍTULO IV

TEORIA DOS CONJUNTOS DIFUSOS

4.1 Introdução

Neste capítulo apresentamos uma breve introdução à teoria dos conjuntos difusos[3,7,10,20]. A teoria dos conjuntos difusos, permite o tratamento amigável de incertezas, a representação do conhecimento concreto ou abstrato e representação do comportamento humano perante decisões. Devido à estas características, os conjuntos difusos foram escolhidos para o tratamento das incertezas não probabilísticas do problema do planejamento energético a longo prazo.

Estas incertezas são basicamente, os objetivos e eventos que serão analisados mais detalhadamente no modelo de decisão proposto mostrado no capítulo 5.

Informalmente os conjuntos difusos, são conjuntos nos quais o conceito de pertinência não é perfeitamente representado por uma relação binária do tipo "pertence ou não pertence". Por exemplo temos, conjunto dos "números aproximadamente iguais a 1000 ", conjunto dos "homens altos".

4.2 Definição Formal de Conjuntos Difusos

Seja um conjunto X de elementos definido sobre um universo U , então pode-se expressar o conjunto X como um conjunto de pares:

$$X = \{x, \mu_X(x) \mid x \in U\}$$

onde $\mu_X(x) : U \rightarrow M$ é a função de pertinência de X , e M é chamado espaço de pertinência de X .

Quando $M = \{0, 1\}$, tal que $\mu_X(x) = 0$ se $x \in X$ e $\mu_X(x) = 1$ se $x \notin X$ temos um

conjunto clássico ou não difuso.

Quando $M = [0,1]$, temos um conjunto difuso, agora $\mu_X(x)$ expressa o valor verdade da afirmação " $x \in X$ ".

Um conjunto estará perfeitamente definido pelo seu universo e sua função de pertinência. A partir dessas definições pode-se construir toda a teoria dos conjuntos.

a) Complemento.

Dado um conjunto A e sua função de pertinência $\mu_A(x)$ tem-se que \bar{A} é definido por;

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (4.1)$$

b) Interseção.

Dado os conjuntos A e B sendo $C = A \cap B$ então,

$$\mu_C(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (4.2)$$

c) União.

Dado os conjuntos A e B sendo $C = A \cup B$ então,

$$\mu_C(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (4.3)$$

É fácil provar as propriedades básicas da teoria dos conjuntos:

$$A \cup \bar{A} = U \quad \text{e} \quad A \cap \bar{A} = \emptyset$$

Quando $M=\{0,1\}$ tem-se o caso de um conjunto clássico. Os conjuntos difusos correspondem a uma definição geral de conjuntos, no caso geral tem-se que $M=[0, 1]$. A teoria dos conjuntos difusos foi proposta por Zadeh [20] como generalização da

teoria dos conjuntos clássica. Esta generalização deveu-se à dificuldade de representação do conhecimento e comportamento humano encontrada na teoria clássica.

O comportamento humano perante conceitos subjetivos, tais como: "bom", "mal", "falso" ou "verdadeiro", nem sempre pode ser representado pelo espaço de pertinência $\{0,1\}$.

4.3 Operações entre Conjuntos Difusos.

Se agora estendermos o espaço de pertinência para o intervalo $[0,1]$, entra-se no domínio dos conjuntos difusos.

De modo geral as operações entre conjuntos difusos são chamadas agregações, cujos operadores dependem da definição intuitiva destas agregações. Para Zadeh [20] os operadores de união e interseção clássicos são estendidos para os conjuntos difusos. Convém lembrar que nas operações baseadas nos operadores max e min verifica-se o seguinte:

$$A \cup \bar{A} \neq U \quad \text{e} \quad A \cap \bar{A} \neq \emptyset,$$

contrariando as propriedades básicas. Entretanto quando se usa o conceito de qualidade de informação, as expressões acima são aceitáveis. A Figura 4.1 mostra o gráfico com as operações básicas e usando os operadores max e min.

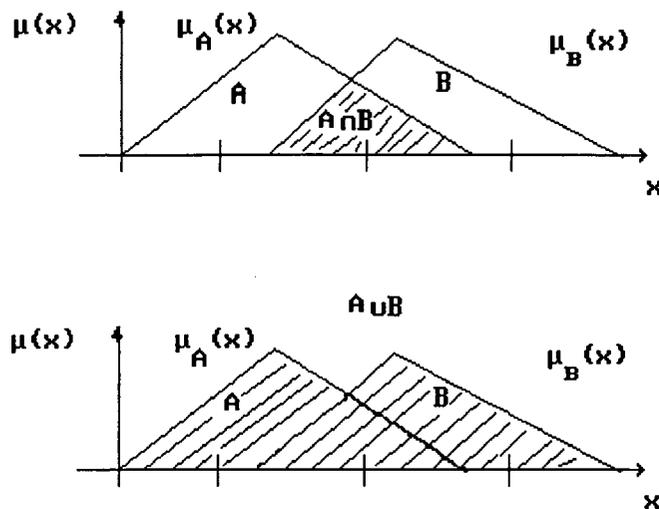


Figura 4.1 Operações entre Conjuntos Difusos

4.4 Outros operadores.

Para algumas aplicações, alguns autores definem outros operadores estudados e definidos apropriadamente.

Sejam os Conjuntos A e B, define-se então o conjunto $C=A \cup B$; a determinação de $\mu_C(x)$ será dada por uma função a ser definida:

$$F(\mu_A(x), \mu_B(x)).$$

Bellman e Giert[2] mostram que existe uma estrutura axiomática que a função F deve satisfazer. Como exemplo de operadores temos,

a- União BOLD

$$C = A \cup B \Rightarrow \mu_C(x) = \min [1, \mu_A(x) + \mu_B(x)]$$

b- Interseção BOLD

$$C = A \cap B \Rightarrow \mu_C(x) = \max [0, \mu_A(x) + \mu_B(x) - 1]$$

c- Operador γ

$$\mu_c(x) = [\mu_A(x) \cdot \mu_B(x)]^\gamma \cdot [1 - (1 - \mu_A(x)^\gamma) \cdot (1 - \mu_B(x)^\gamma)]$$

d- Operador de Yager.

i- união

$$\mu_c(x) = \min[1, (\mu_A(x)^p, \mu_B(x)^p)^{1/p}]$$

ii- Interseção

$$\mu_c(x) = \min[1, ((1 - \mu_A(x))^p, (1 - \mu_B(x))^p)^{1/p}]$$

Os operadores γ e de Yager são chamados operadores paramétricos devido a seus parâmetros ajustáveis γ e p .

Os operadores max e min são ditos operadores não compensadores. Isto quer dizer que a variação de um dos operandos não é compensada pela variação do outro. Já os outros operadores (Bold, Yager e γ) citados são compensadores.

4.5 Relações, Propriedades e Definições.

4.5.1 Normalidade

Um conjunto difuso é dito normal quando $\text{Sup}(\mu(x))=1$, caso contrário é dito sub-normal. Um conjunto difuso não vazio pode ser normalizado fazendo-se,

$$\mu(x) = \mu(x) / (\text{Sup } \mu(x)).$$

4.5.2 Continência

Dados dois conjuntos **A** e **B**, diz-se que **A** contém **B** se e somente se

$$\mu_a(x) > \mu_b(x) \text{ para todo } x.$$

4.5.3 Igualdade

Dados dois conjuntos **A** e **B**, diz-se que **A** é igual a **B** se e somente se $\mu_a(x) = \mu_b(x)$ para todo x .

4.5.4 Suporte

O suporte de um conjunto difuso **A** é um conjunto não difuso denotado por $S(\mathbf{A})$ tal que $\forall x \in S(\mathbf{A}) \Rightarrow \mu_a(x) > 0$. Se $\mu_a(x) = \text{constante}$ sobre $S(\mathbf{A})$ então **A** é não difuso.

4.5.5 Corte Alfa (α cuts)

Quando se quer dizer se um elemento x pertence a um conjunto difuso **A**, é necessário que se delimite uma fronteira limite α , esta fronteira por sua vez define um conjunto ordinário chamado corte α de **A** definido como,

$$A_\alpha = \{ x, \mu(x) = 1 \mid \mu(x) > \alpha \}$$

4.6 Eventos Difusos

4.6.1 Definição Clássica

Da teoria da probabilidade é conhecida a definição de evento,

"Evento é um subconjunto do espaço amostral". Por exemplo no caso de lançamento de um dado tem-se como eventos:

$$\mathbf{A} = \{ 1, 2, 3, 4 \},$$

$$\mathbf{B} = \{ 1, 2 \},$$

$$\mathbf{C} = \{ 1, 2, 3, 4, 5, 6 \}.$$

Da definição clássica de probabilidade tem-se que dado um universo **U** e um

evento **A**, a probabilidade de **A** vale:

$$P\{A\} = \frac{|A|}{|U|} \quad (4.4)$$

onde $|A|$ significa cardinalidade do conjunto **A**.

4.6.2 Extensão Difusa

Partindo da definição clássica pode-se definir a extensão difusa de evento como sendo: "evento difuso é um subconjunto difuso de um espaço amostral", e tendo como probabilidade a expressão:

$$P\{A\} = \frac{|A|}{|U|}$$

onde

$$|A| = \sum^U \mu_A(x) \quad (4.5)$$

Para exemplificar estas definições tome-se como ilustração o "caso da moeda maluca". Suponhamos que se queira realizar um ensaio probabilístico com uma moeda, porém não existe moeda disponível e o ensaio terá de ser realizado com uma esfera.

Esta situação, à primeira vista um pouco insólita, é na realidade bastante comum, pois a natureza nem sempre se comporta de maneira binária, e um ensaio com uma esfera pode ser uma melhor representação da realidade; então, como proceder?

Como solução para o dilema o operador pode lançar mão de uma simplificação: traçar um círculo máximo na esfera e criar uma "moeda falsa". Seria esta a melhor

solução? Possivelmente é a mais simples, mas certamente não a melhor. Um artifício deste tipo nos problemas reais equivale, por exemplo, a se adotar um restrição de desigualdade em um problema de otimização.

Suponhamos agora que o operador, além do círculo, trace também um eixo perpendicular a este e tome como resultado do experimento o ângulo α formado pelo eixo com o plano horizontal, e inicialmente realiza uma analogia simples;

$$0 < \alpha < 180 \Rightarrow \text{cara} \equiv H;$$

$$180 < \alpha < 360 \Rightarrow \text{coroa} \equiv T.$$

A solução apresentada é extremamente simples, não consegue, por exemplo distinguir o evento $\alpha=5^\circ$ do evento $\alpha=175^\circ$. Esta solução poderá resolver alguns problemas, mas para outros irá falhar.

Em seguida, o operador resolve sofisticar o ensaio considerando os valores intermediários e associando-os a conjuntos difusos H e T. A Figura 4.3 mostra um exemplo de como podem ser estes conjuntos.

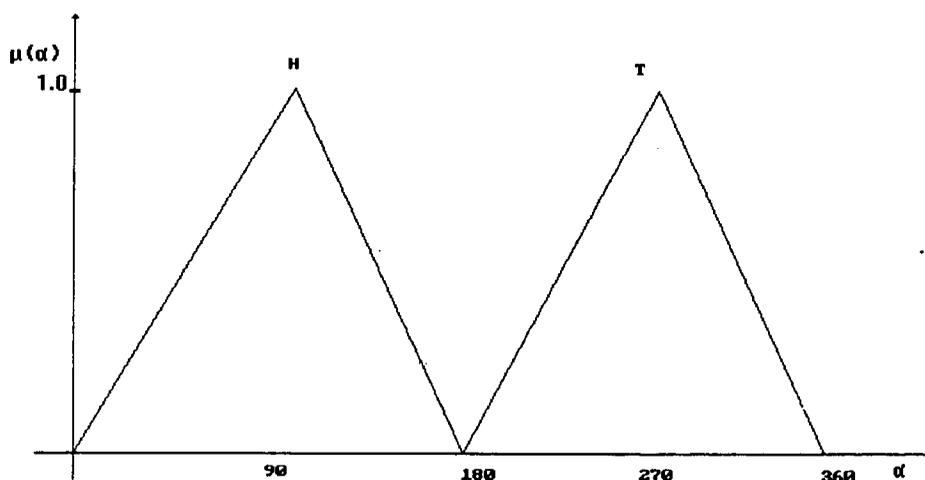


Figura 4.2 Exemplo de Evento Difuso

Temos então criado conjuntos difusos que são eventos, portanto, eventos

difusos.

Quanto às probabilidades, basta raciocinar em termos de simulação de Monte-Carlo onde a probabilidade de um evento é dada por

$$P\{A\} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_i \quad (4.6)$$

onde N é número de sorteios e,

$$\delta_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \text{ for sucesso} \\ 0 & \text{se } i \text{ for falha} \end{cases}$$

No nosso caso tem-se que o conceito de falha ou sucesso dependerá da avaliação do operador; quer dizer, o conceito de sucesso está relacionado com o conceito de pertinência que o operador dá a um determinado resultado, e nada mais lógico que fazer

$$\delta_i = \mu_H(\alpha)$$

No caso geral a probabilidade de eventos difusos pode ser calculada diretamente pela integral de Lebesgue-Stieltjes[3,7],

$$P\{A\} = \int \mu_A(x).dp = \int \mu_A(x).f_A(x).dx \quad (4.7)$$

onde $\mu_A(x)$ é a função de pertinência do evento A e $f_A(x)$ é a função densidade da variável aleatória associada ao evento.

4.7 Relações Difusas e Composição de Relações

As relações e composição de relações são uma forma de representar e manipular o conhecimento.

Considere como exemplo a relação "**Títulos e Assuntos**" mostrada na tabela 4.1, ela mostra o relacionamento existente entre títulos e assuntos que poderia ser

concebida para realização de pesquisa bibliográfica em uma biblioteca.

Títulos\Assuntos	Física	Eletromagnetismo	Redes Elétricas
Título 1	1.0	0.8	0.2
Título 2	0.2	0.2	0.8
Título 3	0.1	0.1	0.9

Tabela 4.1 Relação para Pesquisa Bibliográfica "**Títulos e Assuntos**"

Se um usuário desejar fazer uma busca bibliográfica poderá usar a relação "**Títulos e Assuntos**" como base de conhecimentos, o usuário inicialmente deverá explicitar seus interesses em termos de relações semelhantes, por exemplo a relação "**Assuntos Interessantes**", tal como mostrada na tabela 4.2.

Assunto	Física	Eletromagnetismo	Redes Elétricas
Interesse	0.6	1.0	0

Tabela 4.2 Relação "**Assuntos Interessantes**"

que significa:

o interesse do usuário por Física é 0.6

o interesse do usuário por Eletromagnetismo é 1.0

o interesse do usuário por Redes Elétricas é 0.

Da composição max-min destas relações é possível inferir uma terceira relação "**Títulos interessantes**", tal como mostrada na tabela 4.3.

"Títulos Interessantes" = "Títulos e Assuntos" \oplus "Assuntos Interessantes";

Títulos	Título 1	Título 2	Título 3
Interesse	0.8	0.2	0.1

Tabela 4.3 Relação "**Títulos Interessantes**"

O símbolo \oplus representa a operação de composição. O exemplo mostra de maneira simplificada como as relações difusas podem ser usadas na manipulação de conhecimentos, neste caso usou-se composição de relações para encontrar um determinado título em uma biblioteca. Para o exemplo o título mais adequado ao usuário seria o "Título 1". O exemplo anterior refere-se a conjuntos clássicos, entretanto as propriedades das relações são válidas também para conjuntos difusos.

Sejam dois universos X , Y e uma relação difusa R é definida como,

$$R = \{ (x, y), \mu_R(x, y) \mid (x, y) \in X*Y \}$$

onde $X*Y$ significa o produto cartesiano de X por Y .

Uma relação difusa dá o grau de pertinência com que dois universos se relacionam. Isto é explorado com muita habilidade por Pedricz[19] e Chen[5] para representação de conceitos e para manipulação de sistemas baseados em regras.

Sejam duas relações;

R definida como,

$$R = \{ (x, y), \mu_R(x, y) \mid (x, y) \in X*Y \},$$

e S definida como,

$$S = \{ (y, z), \mu_S(y, z) \mid (y, z) \in Y*Z \}.$$

Então a composição max-min de R com S é definida como

$$Z = R \oplus S = \{ (x, z), \mu_Z(x, z) \mid (x, z) \in X*Z \}$$

onde

$$\mu_Z(x, z) = \sup_Y [\min[\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)]] \quad (4.8)$$

As expressões acima representam relações binárias, pois relacionam dois universos, porém não existe limite para o número de universos relacionados. Note que um conjunto difuso qualquer pode ser considerado como uma relação difusa unária.

4.8 Método da Discretização Difusa

Como exemplo de aplicação da composição de relações cita-se a representação de variáveis difusas pelo método da discretização difusa, descrito a seguir.

Seja um variável difusa e normalizada X definida sobre um suporte $S \subset R$; procede-se uma partição de S em n conjuntos difusos Y_1, Y_2, \dots, Y_n de tal modo que S seja totalmente coberto, quer dizer,

$$\forall x \in S \exists_i Y_i \mid \mu_{Y_i}(x) > 0$$

ou de outra forma, todo elemento de X "pertence a pelo menos um conjunto Y_i . O conjunto formado pelos Y_i é chamado de Universo de discurso denotado por, $Y = \{ Y_1, Y_2, \dots, Y_n \}$ e os Y_i são denominados qualificadores de Y .

Note que o universo de discurso Y é uma relação difusa binária que relaciona a X com o universo discreto representado pelos qualificadores Y ,

$$Y = \{(x, Y_i), \mu_{Y_i}(x, Y_i)\}$$

Isto posto, qualquer variável X pode ser expressa por uma relação difusa entre o universo Y e X , construída pela composição da relação representada pela variável X com a relação definida pelo universo Y , da seguinte maneira,

$$X = X \oplus Y$$

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$$

onde,

$$x_i = \sup_x [\min[\mu_X(x), \mu_{Y_i}(x)]] \quad (4.9)$$

No caso de X ser um conjunto não difuso, a expressão anterior se reduz a, $x_i = \mu_X(x)$.

A figura 4.4 ilustra um exemplo de aplicação da discretização difusa, onde um conjunto difuso X é discretizado em um universo $Y = \{ \text{baixo}, \text{alto} \}$ e a partir de então pode ser representada pela relação difusa. $X = [x_1, x_2]$,

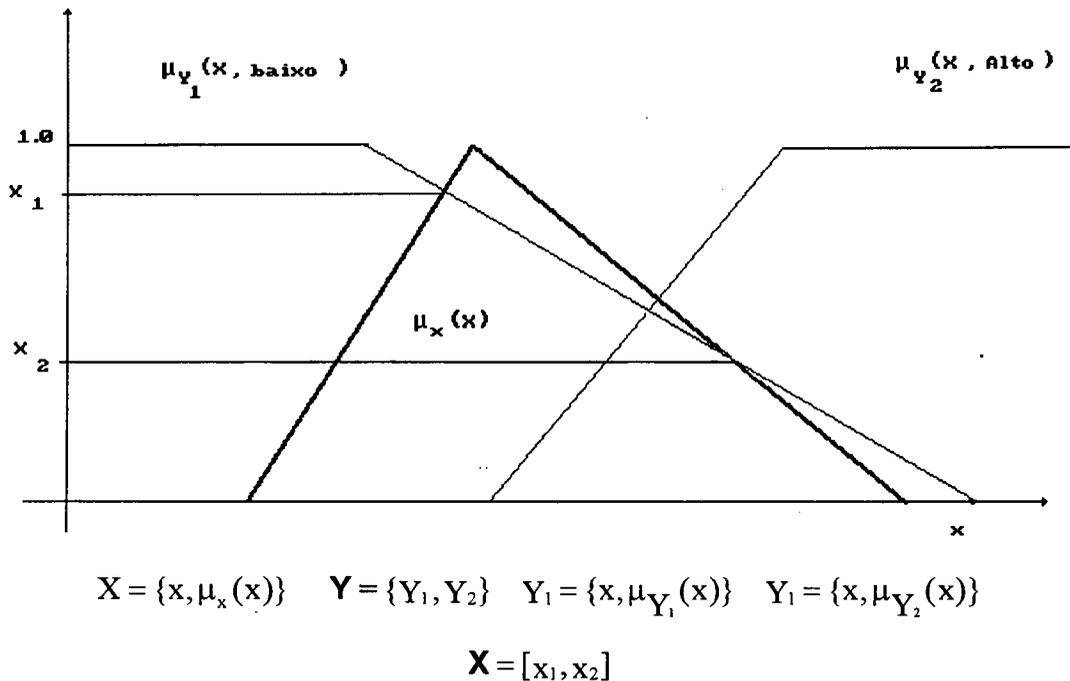


Figura 4.3 Discretização Difusa

Devido à característica dos conjuntos difusos componentes do universo de discurso, a discretização difusa permite que uma variável difusa possa ser discretizada em um universo contínuo. Esta propriedade resolve alguns problemas de continuidade encontrada na discretização por conjuntos clássicos.

Além disso devido à continuidade e variação das pertinências, a discretização permite uma boa representação mesmo com um número reduzido de intervalos.

4.9 Exemplo de Aplicação.

Proteção de Redes de Distribuição.

Em proteção de sistemas de distribuição, existe um problema de difícil solução, trata-se do "curto circuito de alta impedância" encontrado em redes de distribuição radiais longas.

Em tais sistemas ocorre que em alguns pontos a corrente de curto-circuito pode ser menor que a corrente de carga, isto torna difícil a detecção do defeito.

Não é o caso de tratarmos dos métodos usuais de solução do problema em questão e nem garantir uma solução definitiva, mas sim, ilustrar como as relações entre conjuntos difusos podem ser usadas para solucionar um problema real. Seja um alimentador de distribuição radial cujas curvas de distribuição de tensão e corrente estão mostradas nas figuras 4.4 e 4.5

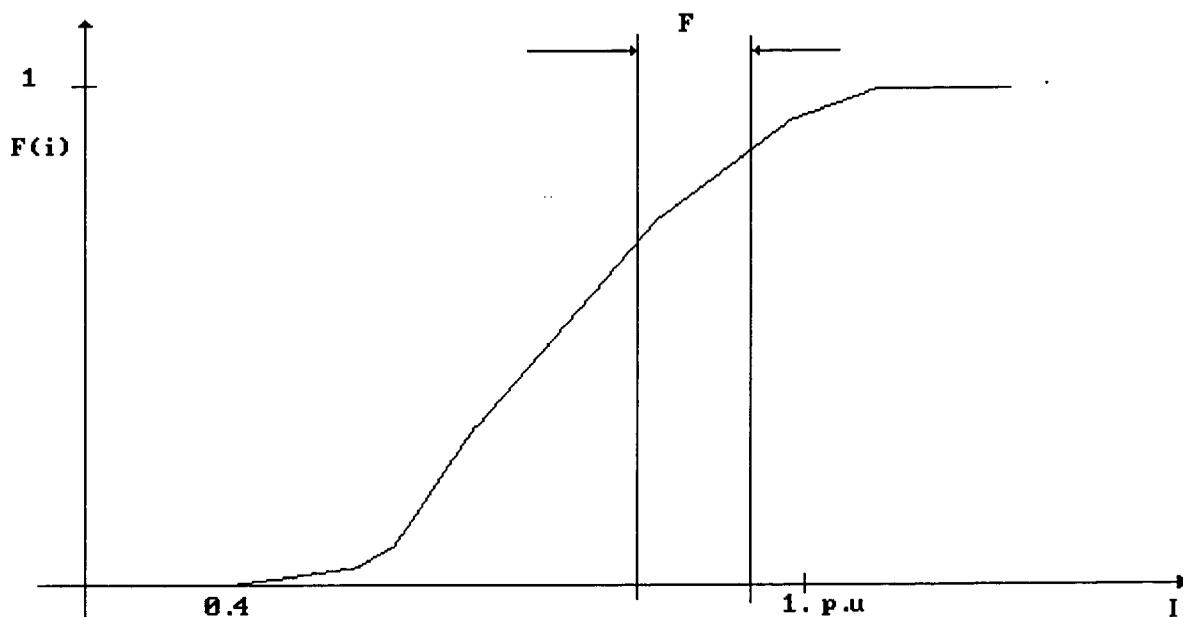


Figura 4.4 Distribuição de corrente no alimentador

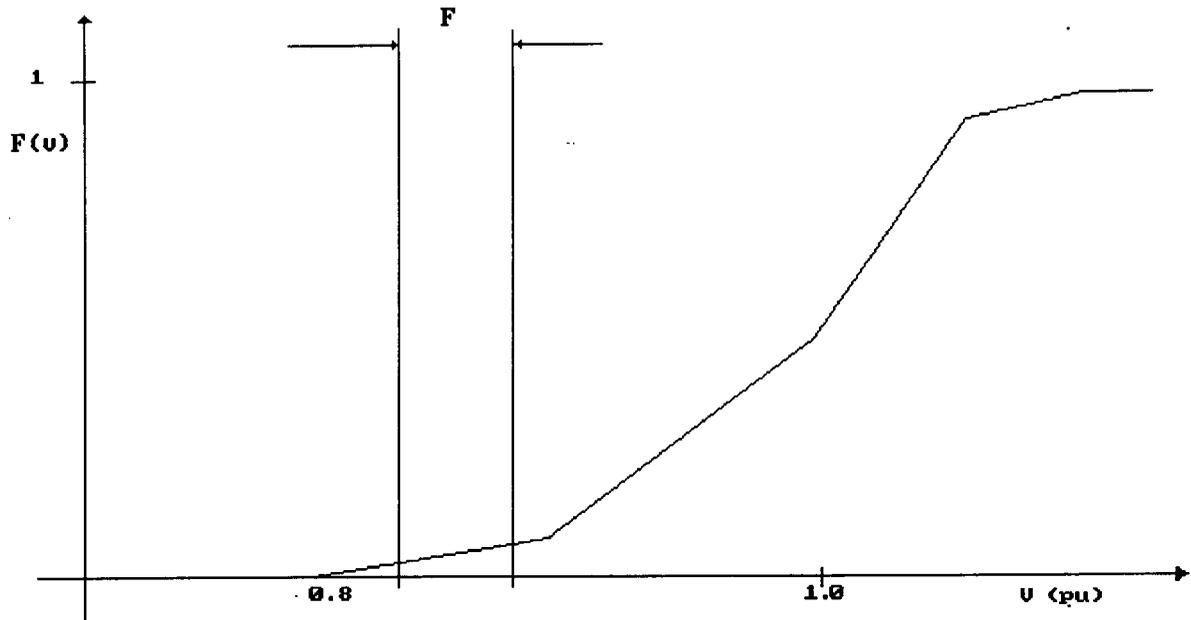


Figura 4.5 Distribuição de tensão no alimentador.

A região marcada nas figuras corresponde a valores relacionados com o curto de alta impedância. Para a detecção deste defeito a atuação em separado de relés de sobre-corrente e de sub-tensão é insatisfatória. Por outro lado os relés de impedância não são aplicáveis devido a sua característica linear.

Uma classificação lingüística do funcionamento do alimentador pode ser vista na tabela 4.4,

se corrente	se tensão	então
alta	baixa	carga pesada
baixa	alta	carga leve
média	baixa	falta

Tabela 4.4 Funcionamento do alimentador

A expressão lógica de interesse é por conseguinte a terceira linha da tabela, uma expressão simples de falar porém de implementação difícil.

Para implementar a expressão de interesse em um relé pode-se lançar mão de

relações entre conjuntos difusos descritas nas seções anteriores.

Os valores lógicos "média" , "baixa" e "alta" podem ser obtidos pela discretização difusa das variáveis V e I, e a expressão lógica de interesse pode ser escrita em termos de relação difusa do tipo,

$$\text{Falta} = R \oplus V \oplus I \quad (4.10)$$

onde, "Falta" é a variável lógica de atuação do relé definida no intervalo [0,1], o valor de atuação de "Falta" é um elemento de ajuste do relé a ser definido por um corte α de "Falta". V e I são as relações difusas obtidas pela aplicação da discretização difusa das variáveis de entrada V e I respectivamente e R é uma relação difusa ternária a ser determinada.

O processo de identificação da relação R está mostrado em detalhes nas referências [5] e [19]. Para o presente exemplo usaremos uma forma simplificada, decompondo R em duas outras relações R_V e R_I . Então a expressão 4.10 fica,

$$\text{Falta} = R_V \oplus V \cap R_I \oplus I$$

Supondo que a discretização difusa seja feita em universos do tipo {Baixa,Média,Alta } para V e I, então V e I serão expressos em vetores tridimensionais do tipo,

$$V = [V_b, V_m, V_a] \text{ e } I = [I_b, I_m, I_a]$$

Neste exemplo simples as relações R_V e R_I podem ser identificadas por inspeção,

$$R_V = [1, 0, 0]$$

$$R_I = [0, 1, 0]$$

Então a expressão de atuação do relé fica,

$$\text{Falta} = \min \left[\max_j [\min(R_{Vj}, V_j)], \max_k [\min(R_{Ik}, I_k)] \right]$$

Note que ao contrário dos relés convencionais que possuem poucos pontos de ajuste, este relé possui vários, a saber, os universos de discurso de I e V. Nas figuras 4.6 e 4.7 mostramos exemplo de universo de discurso para as variáveis. Note que qualquer mudança destes universos altera os valores das relações V e I.

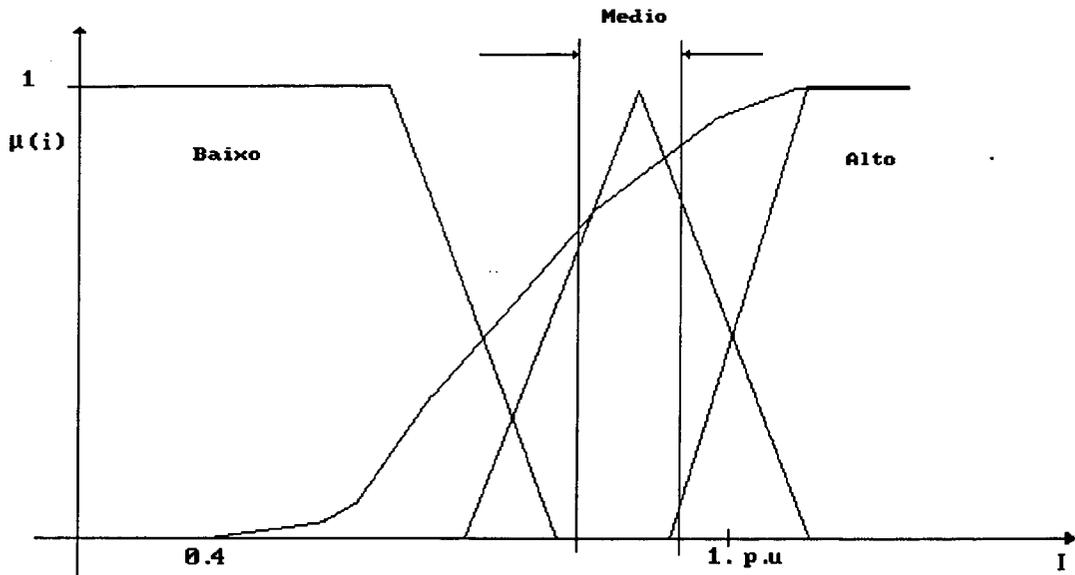


Figura 4.6 Universo para Corrente

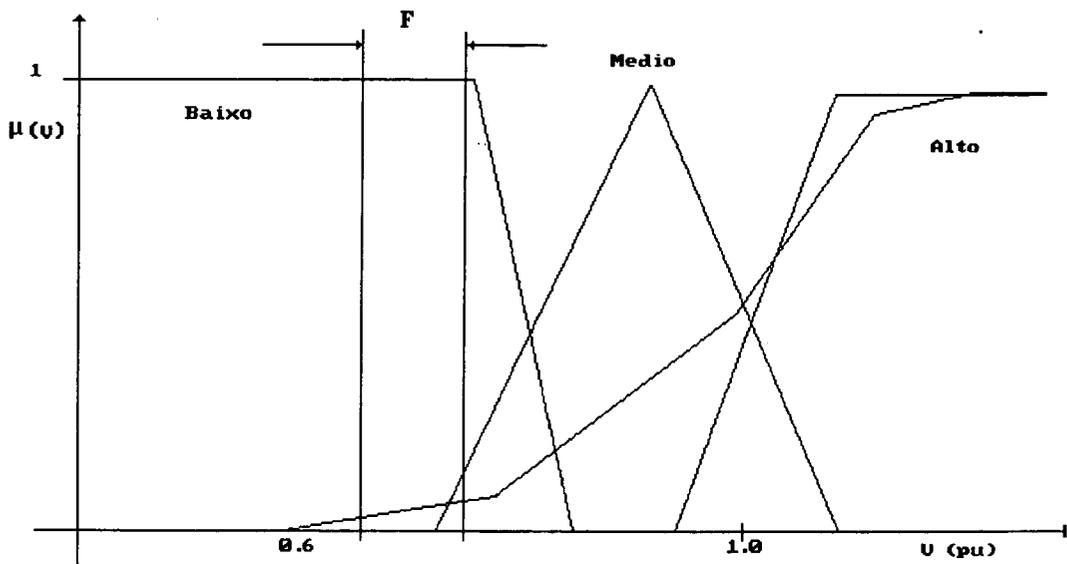


Figura 4.7 Universo Para Tensão

Concluindo, temos então um dispositivo bem mais flexível que relés de sub-tensão e sobre-corrente e ainda dotado de "conhecimento" específico sobre o comportamento da linha, fornecido pelas curvas de distribuição de tensão e corrente.

CAPÍTULO V

MODELO DE APOIO À DECISÃO PROPOSTO

5.1 Introdução

Modelo de decisão é o conjunto de regras e algoritmos que irá representar o pensamento do decisor, e tem a capacidade de, dado um conjunto de alternativas viáveis, classificá-las segundo os critérios estabelecidos previamente.

Em processos repetitivos o valor médio das realizações tende para o valor esperado. Após um grande número de repetições, a probabilidade de que o valor médio das ocorrências esteja próximo do valor esperado será alta.

Quando o número de realizações tender para o infinito, a probabilidade tenderá para 1. Isto posto, a afirmação de que o modelo de decisão baseado na programação dinâmica estocástica, tal com descrito capítulo 2, ser equivalente a um modelo de decisão mono-critério sob certeza, é aceitável.

Entretanto, o caso do planejamento energético a longo prazo, trata de um processo que possui uma única realização, e a probabilidade desta realização produzir o valor esperado tende a ser baixa (seção 2.3).

No caso do planejamento energético a operação baseada no valor esperado pode levar o sistema a situações desfavoráveis: Situações de déficit elevado no caso de ocorrer uma condição de "seca" ou vertimento ou desperdício se ocorrer uma condição de "altas afluências".

A referência [1] apresenta um modelo de decisão para o planejamento energético onde tem-se o "custo esperado" como objetivo, e o "déficit esperado" é tratado como restrição do tipo $g(x) \leq g_0$.

Esta condição irá implicar que toda e qualquer alternativa viável a_j fornecerá um "déficit esperado" $\leq E_0$ para todo estado de decisão possível, sendo que o modelo não é capaz de diferenciar soluções com restrições inativas ($g(x) < g_0$) diferentes.

Como conclusão tem-se que um modelo de decisão mono-critério com restrições de desigualdade não pode ser considerado equivalente a um modelo multi-critério. Um problema de otimização do tipo:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s. a.} \quad & \\ & g(x) \leq g_0 \end{aligned}$$

só será equivalente a um modelo multi-critério se as restrições definidas por g_0 forem variáveis e ativas.

Na referência [1] é mostrado um problema mono-critério com restrição de desigualdade. Se neste modelo o valor do risco alvo não for perfeitamente definido, pode-se dizer que esta restrição é na realidade um objetivo; mais ainda, pode-se dizer que toda restrição de desigualdade variável é um objetivo.

Bellman e Zadeh [3] relatam que a identificação de restrições e objetivos quando apresentam imprecisão nas fronteiras podem ser tratados de modo integrado, e mostram a expressão que caracteriza o processo de decisão em ambientes difusos:

$$D = \left(\bigcap_i O_i \right) \cap \left(\bigcap_j R_j \right) \quad (5.1)$$

onde,

D é conjunto de alternativas ótimas,

O_i é conjunto de objetivos

R_j é conjunto de restrições.

Isto posto, este trabalho propõe aplicar as teorias descritas nos capítulos 3 e 4 e adotar um modelo de decisão mais sofisticado, mais explicitamente, aplicar um modelo de decisão sob risco, multi-critério em ambientes difusos.

Este modelo consistirá em discretizar o espaço amostral em um conjunto de eventos difusos, cujas probabilidades estarão associadas aos "estados de decisão", sendo a análise feita sobre a matriz de resultados R tal que $R(a_i, e_j) = r_{ij}$, onde r_{ij} é o resultado esperado da alternativa a_i perante o estado e_j . A Figura 5.1 mostra a matriz de resultados R .

Alternativas\Estados	e_1	e_2	e_j	e_n
a_1	r_{11}	r_{12}		
a_2	r_{21}	r_{22}		
a_i			r_{ij}	
a_n	r_{n1}			r_{nn}

Figura 5.1 Matriz de Resultados

Os estados de decisão são eventos do espaço amostral correspondentes às incertezas do problema, que é também chamado de espaço de decisão. Agora sim, tem-se um verdadeiro modelo de decisão sob risco. Em modelo de decisão sob risco, tal como o exposto, é apresentado ao decisor um panorama geral do futuro. Este panorama será definido pelos eventos.

Basicamente o modelo de decisão a ser adotado será aplicado sobre uma

matriz de resultados calculada da seguinte maneira:

Inicialmente procede-se a explicitação dos eventos e_j que constituem o espaço de decisão.

Em seguida determina-se o conjunto de alternativas a_j , definidas pelas programações de geração, calculadas pela aplicação da programação dinâmica estocástica aos estados de decisão, tal que, para cada estado e_j corresponda uma programação a_j .

Para cada objetivo do problema constrói-se uma matriz de resultados. Os elementos " r_{ij} " de cada matriz são calculados como os resultados da simulação de Monte-Carlo (ou avaliação) da trajetória a_j , calculada pela programação dinâmica estocástica conforme acima, quando ocorre o evento " j " para todo " j ", $j=i$ inclusive.

O modelo de decisão proposto deve explicitar as alternativas cujas uniões de seus resultados pertencem à interseção dos objetivos. Para cada objetivo relevante constrói-se uma matriz de resultados R de dimensão " $n \times n$ ", onde n é o número de estados.

Da aplicação da regra de decisão sob risco, a cada matriz de resultados R obtém-se uma outra matriz de resultados de dimensão número de alternativas \times número de objetivos. Sobre esta matriz é então efetuada a avaliação multi-critério.

Neste trabalho as alternativas " a_j " calculadas por programação dinâmica estocástica para um evento (estado de decisão) " e_j " receberá o mesmo nome do evento " e_j ".

5.2 Função Objetivo no Planejamento Energético

Quando se consideram os aspectos macro-econômicos do problema do planejamento energético, começam a aparecer dificuldades de se especificar os objetivos e restrições.

Quando se usa um modelo estocástico em um sistema com probabilidade de déficit é necessário que a ele se incorpore uma unidade térmica fictícia, de capacidade elevada e custo de geração empírico, porém mais alto que as demais térmicas.

A térmica fictícia deverá suprir o balanço de carga em situações de déficit energético[6], nesta condição, seu custo está associado indiretamente ao custo do déficit ou racionamento, o qual nem sempre é conhecido com exatidão.

A inclusão do custo da térmica fictícia na função objetivo implica em alterar o objetivo original, o objetivo alterado é a soma dos custos de geração das térmicas mais o custo do déficit.

Além disso, o mínimo custo esperado fornecido pela PDE está relacionado com uma política de operação que prioriza a programação hidráulica. Esta programação quando aplicada, implicaria em alguns intervalos na operação com racionamento forçado ou "trajetória forçada", ou seja, as gerações fornecidas pela tabela de programação são mantidas a cada período, mesmo em condição de déficit. Esta política de operação pode levar a corte de carga e só é justificada quando se quer reduzir a possibilidade de déficits futuros.

5.3 Objetivos Propostos para o Planejamento Energético.

Estas considerações sobre o significado do custo e do déficit sugerem que os objetivos do problema devam ser representados por conjuntos difusos, pois assim se torna possível representar todas as subjetividades envolvidas, quer dizer, passamos a ter um problema de decisão multi-critério sob risco em ambiente difuso, ambiente que será representado pelas versões difusas dos objetivos. Teremos matrizes de resultados $R(a_i, e_j) = r_{ij}$, onde r_{ij} é o resultado esperado da alternativa a_i perante o estado difuso e_j , avaliado segundo o objetivo difuso \tilde{O}_k .

Como agora objetivos não estão representados por uma "função objetivo agregada" eles podem ser tratados em separado. Pode-se então tratar do déficit e do custo de modo independente, ao invés da soma.

No caso do planejamento energético pode-se rapidamente identificar como objetivos, custo de geração e índices de confiabilidade. Além destes objetivos, podem ser explicitados por exemplo: índices de segurança e objetivos que considerem outras políticas de racionamento.

No presente trabalho demos atenção especial a outras políticas de racionamento, então usaremos o custo de geração e o déficit representado pela energia esperada não suprida "EENS" em condição de "trajetória compensada".

No caso da trajetória compensada a programação de geração é respeitada sempre que possível, porém, em situações de déficit, tenta-se compensá-la de modo a minimizar o déficit energético no período imediato. No capítulo 7, As tabelas 7.3 a 7.6 apresentam exemplos de simulações para os objetivos déficit em trajetória forçada e trajetória compensada, mostrando portanto as diferenças existentes entre eles e a relevância de considera-los separadamente.

As Figuras 5.2 e 5.3 mostram exemplos de conjuntos difusos que podem representar os objetivos mencionados.

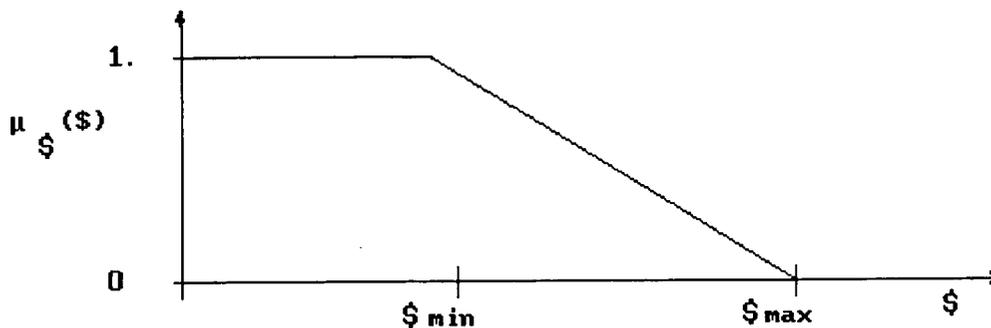


Figura 5.2 Conjunto Difuso Custo

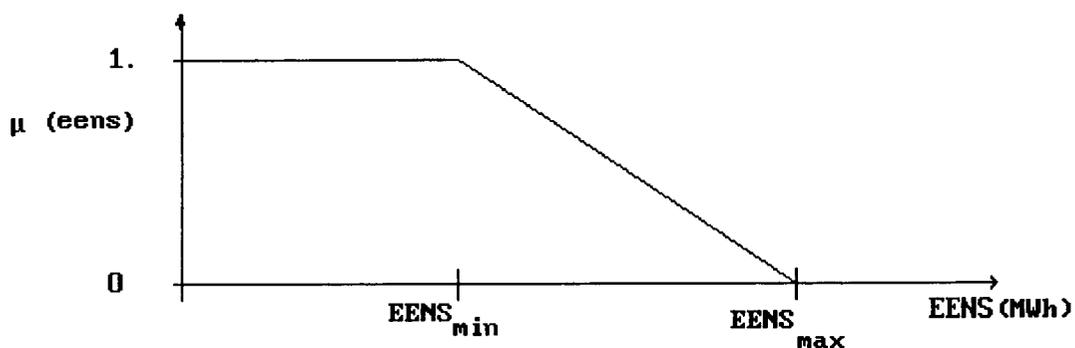


Figura 5.3 Conjunto Difuso EENS

5.4 Representação dos Eventos por Variáveis Lingüísticas.

Para que se tenha um modelo de decisão descrito na seção 5.1, deve-se construir a matriz de resultados, o que implica na discretização do espaço amostral em um número finito de eventos.

Para cada evento isolado existe uma decisão ótima, que por sua vez pode ser avaliada segundo os demais eventos.

No nosso caso, o espaço amostral é constituído pelas variáveis não determinísticas, tais como , carga, afluências, etc ...

Tomemos por exemplo a variável carga, que irá caracterizar um universo definido pelo seu domínio; se tomarmos em seguida a variável afluência, tem-se então outro universo, e daí por diante.

O espaço amostral do problema pode ser representado pelo produto cartesiano dos universos das variáveis que o constituem; daí para discretizá-lo, basta discretizar estes universos.

Se Y é um espaço amostral constituído pelas variáveis A e B cujos domínios podem ser discretizados nos universos \mathbf{A} e \mathbf{B} , onde

$$\mathbf{A} = \{ a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_n \}$$

$$\mathbf{B} = \{ b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_m \}$$

então Y pode de representado pelo produto cartesiano de \mathbf{A} por \mathbf{B} :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A} * \mathbf{B} = \left\{ \begin{array}{cccc} a_1 b_1 & a_1 b_2 & \dots & a_1 b_m \\ a_2 b_1 & a_2 b_2 & \dots & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \\ a_n b_1 & a_n b_2 & & a_n b_m \end{array} \right\}$$

A princípio não há restrições quanto aos conjuntos b_i e a_j , que podem ser tanto conjuntos clássicos quanto difusos.

O emprego de conjuntos clássicos para discretização de variáveis aleatórias é viável e amplamente utilizado em outras aplicações.

Um inconveniente encontrado na discretização por conjuntos clássicos consiste na dificuldade de se determinar o tamanho dos intervalos de discretização, como foi visto na seção 4.6, no exemplo apresentado, o espaço amostral não fica bem representado pelos eventos "cara" e "coroa", tal como descrito. Para uma boa discretização baseada em conjuntos clássicos seria necessário um número maior de eventos.

Um outro inconveniente, é a questão da continuidade, quando se usa a discretização por conjuntos clássicos é o aparecimento de conjuntos vazios, que deverão ser tratados separadamente

Uma maneira de se contornar este inconveniente é utilizando relações entre conjuntos difusos, citada na seção 4.8, permitindo que as variáveis do espaço amostral possam ser representadas por variáveis lingüísticas.

Uma variável lingüística é uma forma mais amigável de se tratar variáveis difusas. Como é pouco prático tratar com toda a definição da variável, e usar seus equivalentes defusificados[7] pode não ser satisfatório, a variável lingüística expressa a relação existente entre a variável real e um universo discreto e limitado.

Seja por exemplo a variável *carga*, ela pode ser expressa por um equivalente escalar tal como "valor esperado", ou pela relação existente entre *carga* e um universo discreto, e assumir valores lingüísticos tais como,

carga = leve

carga = normal

carga = forte.

No caso a variável "carga" está sendo representada em universo tridimensional [leve, normal, forte] e pode ser escrita, por exemplo na forma vetorial:

$$carga = [0.2 \quad 0.8 \quad 0.1]$$

que é lida da seguinte maneira:

a possibilidade da *carga* ser leve é 0. 2,

a possibilidade da *carga* ser normal é 0.8,

a possibilidade da *carga* ser forte é 0. 1.

Os termos leve , normal e forte são conjuntos difusos, qualificadores do Universo da variável carga e os valores 0. 1, 0. 2 e 0. 8 expressam os graus com que a variável carga pode ser qualificada segundo cada qualificador do universo e podem ser determinados pela aplicação do método da discretização difusa(seção 4.8). A relação entre os qualificadores e a variável é uma relação difusa (seção 4.7) .

Como os qualificadores do universo são subconjuntos do espaço amostral, são também eventos deste espaço, suas probabilidades podem ser associadas às variáveis. Por exemplo para variável carga pode-se calcular as probabilidades,

$$P\{ carga \mid leve \},$$

$$P\{ carga \mid normal \},$$

$$P\{ carga \mid forte \}.$$

A dimensão do universo dependerá da precisão requerida, normalmente 3 a 5 é satisfatório para a maioria das aplicações. Já quanto ao tipo de qualificadores,

dependerão das grandezas envolvidas, da experiência do operador/planejador, ou seja dependerá da situação em questão, uma carga de 100 MW pode ser considerada leve, média ou pesada dependendo da hora e local.

Por exemplo, seja uma carga C (MWh) representada por um conjunto difuso $c = \{c, \mu(c)\}$, e um universo de discurso $Y = \{ \text{leve, normal, forte} \}$. Inicialmente os qualificadores do universo; "leve", "normal" e "forte" estão em uma escala "ordinal", ou seja, são termos estritamente qualitativos.

Para que se possa relacionar uma grandeza numérica e cardinal como a carga C em um universo qualitativo, tal como Y , deve-se inicialmente expressar os qualificadores do universo em termos de conjuntos difusos, para em seguida usar as propriedades das relações difusas descritas nas seções 4.8 e 4.9.

Como exemplo numérico considere o universo representado por conjuntos difusos mostrado na figura 7.12. Para representar neste universo uma carga C de 2800 MWh tem-se;

$$c = [\mu_{\text{leve}}(2800); \mu_{\text{normal}}(2800); \mu_{\text{forte}}(2800)]$$

$$c = [0,25 ; 1 ; 0,25].$$

5.5 Eventos relevantes ao problema. Variáveis Exógenas.

5.5.1 Afluência Média Anual.

Esta variável caracteriza a energia total anual, dando idéia global da disponibilidade de energia, e seus efeitos se propagam ao longo de um ano. Para o cálculo da densidade das afluências mensais condicionadas a este evento deve-se partir dos dados históricos primários conforme as equações 5.2 e 5.3. A Figura 7.4 mostra um universo de discurso desta variável que foi usado para a validação do processo de discretização(seção 7.2).

5.5.2 Variância ou Desvio da Vazão Anual.

Esta variável caracteriza as irregularidades no regime hidrológico. Tal como a vazão média anual, seus efeitos se propagam ao longo de um mesmo ano e as densidades condicionadas são calculadas da mesma maneira que a afluência média anual.

5.5.3 Carga

Este evento é independente dos anteriores, seus efeitos não precisam ser calculados a partir de dados históricos. Pode-se então usar diretamente as densidades de probabilidade das cargas mensais para se calcular as probabilidades dos eventos e valores esperados condicionados,

Exemplo:

Seja uma variável aleatória carga C definida por sua função densidade $c: f_C(c) \rightarrow [0,1]$ e um universo de discurso para a mesma variável $U = \{u_1, u_2, u_3\}$ definido sobre os conjuntos difusos de referência $u_1 = \text{baixo}$, $u_2 = \text{médio}$ e $u_3 = \text{alto}$ que atendem as condições da seção 4.7, então as probabilidades $P\{\text{baixo}\}$, $P\{\text{médio}\}$ e $P\{\text{alto}\}$ podem ser calculadas pela integral de Lebesgue-Stieltjes (seção 4.7) [3,7],

$$P\{\text{baixo}\} = \int \mu_{\text{baixo}}(c) \cdot f_C(c) \cdot dc$$

e os valores esperados condicionados podem ser calculados por;

$$E\{c|\text{baixo}\} = \int c \cdot \mu_{\text{baixo}}(c) \cdot f_C(c|\text{baixo}) \cdot dc$$

Expressões similares são válidas para os eventos "médio e "alto".

5.5.4 Tendência da afluência, problema pluri-anual.

Os eventos descritos anteriormente se caracterizam pela periodicidade anual e só garante a perfeição dos cenários para o primeiro ano, isto pode induzir a erro no caso do planejamento pluri-anual, pois não há garantia que uma hidrologia que se comporte como "baixo" no primeiro ano seja "baixo" nos anos seguintes.

Um evento pluri-anual é na realidade a conjunção de dois ou mais eventos que traduzem o comportamento do sistema ao longo do tempo. Por exemplo, poderíamos dividir o horizonte de planejamento em dois períodos, e em cada período teríamos um universo de discurso para a variável "afluência média anual"; um evento pluri-anual poderia então ser definido pelo produto cartesiano dos dois universos.

Apesar do enunciado simples do exemplo citado, preferimos usar o evento "afluência média anual" como primeiro universo e o evento "tendência" como segundo.

Seja um conjunto de dados históricos de uma hidrologia; tomamos uma amostra com número de registros consecutivos igual ao número de anos do planejamento. Para cada amostra avaliamos um modelo linear de tendência, na forma dos coeficientes angular e linear. A Figura 5.4 mostra o gráfico de um modelo linear de tendência.

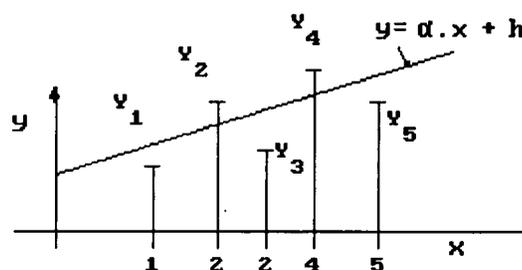


Figura 5.4. Estimação linear.

O coeficiente linear h é classificado segundo o universo "vazão média inicial"

da mesma forma que a "vazão média" do item 'a'. O coeficiente angular a é classificado segundo o universo "tendência". A Figura 5.5 mostra um exemplo do universo "tendência".

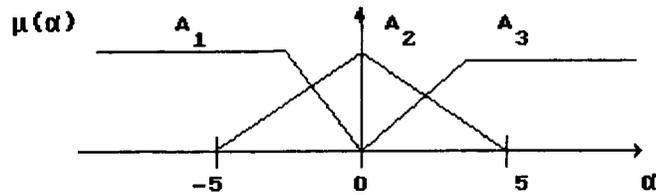


Figura 5.5. Eventos pluri-anuais

A região A_1 caracteriza uma tendência "decrecente", a região A_2 caracteriza uma tendência "estável", e a região A_3 caracteriza uma tendência "crescente".

Tendo então constituído os dois universos, o primeiro que define a afluência média anual do primeiro ano,

$$Y_1 = \{\text{baixo, médio, alto}\}$$

o segundo que define a tendência da afluência média anual nos anos futuros,

$$Y_2 = \{\text{decrecente, estável, crescente}\},$$

o universo pluri-anual pode ser definido pelo produto cartesiano dos universos $Y_1 \times Y_2$.

$$Y_1 * Y_2 = \left\{ \begin{array}{lll} \text{decrecente.baixo} & \text{decrecente.médio} & \text{decrecente.alto} \\ \text{estável.baixo} & \text{estável.médio} & \text{estável.alto} \\ \text{crescente.baixo} & \text{crescente.médio} & \text{crescente.alto} \end{array} \right\}$$

O produto cartesiano representa uma operação lógica "e", então a probabilidade dos componentes destes produtos também serão calculadas pela interseção.

5.6 Regra de Decisão

O problema de decisão consiste em determinar uma alternativa **cujos resultados para todos os estados do meio-ambiente melhor satisfazem a todos os critérios.**

Uma regra de decisão mono-critério deve traduzir o efeito da agregação dos diversos resultados que uma alternativa pode produzir, mais explicitamente, uma regra de decisão pode ser escrita como,

$$\xi(a_i) = \bigcup_j r_{ij}$$

ou seja uma regra de decisão expressa as agregações "ou" dos resultados. O operador \cup vai variar conforme o entendimento do decisor sobre a característica dos resultados, podendo ser um operador compensador ou não compensador. Um operador é dito compensador quando o resultado de uma alternativa para um determinado evento pode ser compensado por outro resultado da mesma alternativa quando ocorre o outro evento.

No caso mais compensador temos o caso dos processos repetitivos e decisão baseada no valor esperado,

$$\xi(a_i) = \sum_j r_{ij} \cdot P\{e_j\},$$

este é o caso do modelos estocásticos.

No caso extremamente não compensador temos,

$$\phi(a_i) = \max [r_{ij}],$$

5.6.1 Regra de Decisão mono-critério

A principal restrição que se deve fazer à utilização da programação dinâmica estocástica no problema do planejamento energético é quanto ao uso indiscriminado do valor esperado. Considere então um modelo de decisão estocástico tal como descrito na seção 2.3,

$$\alpha_0^* = \min[E\{\sum_{k=0, \xi \in \omega}^{k_{\max}} c(U_k^\xi)\}] = \min[\sum_{\xi \in \omega} [\sum_{k=0}^{k_{\max}} c(U_k^\xi)] \cdot p\{\xi\}]$$

onde U_k^ξ é uma decisão de uma trajetória ξ pertencente ao conjunto de trajetórias viáveis ω , e $P\{\xi\}$ é a probabilidade de ocorrência da trajetória ξ . Nota-se que ao se tomar o mínimo valor esperado estamos na realidade tomando o valor esperado de um conjunto de trajetórias independentes. Isto é aceitável quando se trata de um conjunto de realizações de um processo estocástico.

Em um processo não repetitivo, tal como planejamento energético, não é possível o uso da média temporal como substituto da média das realizações (ver seção 2.3). Se na matriz de resultados citada anteriormente, for aplicada a regra da média ou qualquer outra regra com propriedades compensadoras, os efeitos de repetição serão considerados. Portanto, para que estes efeitos sejam eliminados deve-se usar regras de decisão não compensadoras (ver seção 3.4).

a) Regra max

Esta regra é totalmente não compensadora e garante um comportamento pessimista para o processo de decisão. Esta regra não garante o melhor resultado porém garantirá um resultado não inferior. A expressão de implementação desta regra é dada por,

$$\xi(a_i) = \max [r_{ij}]$$

b) Regra dos máximos ponderados ou média-max (Krelle)

A regra anterior tem como desvantagem o fato de desconsiderar totalmente as probabilidades de ocorrências dos eventos e. É possível no entanto considerar o efeito das probabilidades sem alterar as propriedades não compensadoras da regra usando máximos ponderados,

$$\xi(a_i) = \max [r_{ij} \cdot P\{e_j\}]$$

onde $P\{e_j\}$ é a probabilidade de ocorrência do evento e_j .

5.6.2 Regra multi-critério

No nosso problema temos que assumir duas regras de decisão, uma sob risco por critério, e uma multi-critério.

No capítulo 3 foram descritas algumas regras de decisão e na seção 5.1 citamos a expressão geral da decisão em ambientes difusos.

$$D = (\bigcap_i O_i) \cap (\bigcap_j R_j)$$

ou mais simplesmente,

$$D = \bigcap_i O_i^*$$

onde D é o conjunto Decisão e os conjuntos O_i^* são os conjuntos objetivos avaliados, expressos por;

$$O_i^* = \{a_i, \mu_{\tilde{O}}(\xi(a_i))\} \quad (5.2)$$

onde $\xi(a_i)$ é o resultado produzido pela regra de decisão mono-critério e " \tilde{O} " o conjunto difuso representativo do objetivo original.

Bellman e Zadeh na referência [3] tratam da interseção no sentido estendido, quer dizer que a operação de interseção tem o significado de confluência, conjunção, sendo possível a adoção dos mais diversos operadores.

No nosso caso adotaremos os operadores de Zadeh, "max" e "min". Para os operadores "max" e "min" a alternativa é aquela que apresenta a máxima pertinência no conjunto de decisões D , ou seja,

$$\text{Se } a_j \text{ é ótima} \Rightarrow \mu_D(a_j) > \max \{ \mu_D(a_j) \} \quad \forall j \quad (5.3)$$

A regra de decisão pode ser escrita como,

$$\max_j [\mu_D(a_j)] = \max_j [\min_i [\mu_{O_i}^*(a_j)]] \quad (5.4)$$

Note-se que partindo da expressão geral do processo de decisão e usando-se os operadores de Zadeh, chega-se a uma regra de decisão bastante usada, a regra max min (Wald).

Este fato é animador, porque partindo-se de operadores conservativos encontra-se uma regra de decisão também conservativa. Pode-se então sugerir a generalização dos operadores como base para a generalização das regras de decisão.

A Tabela 5.1 mostra uma matriz de decisão de um problema multi-critério como exemplo da aplicação dos operadores max e min. Nas colunas estão listadas as alternativas a_j , e nas linhas estão listados os objetivos O_j ; cada elemento " r_{ij} " da matriz representa a avaliação dos resultados da alternativa " i " segundo o objetivo " j ".

Note que os elementos r_{ij} já estão expressos na forma $\mu(\xi(a_i))$, em outras palavras, o conjunto difuso \tilde{O} é a própria função de avaliação citada no capítulo 3.

	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆	a ₇	a ₈	a ₉	a ₁₀
O ₁	0	0.1	0.4	0.8	1.0	0.6	0.4	0.2	0.1	0
O ₂	0.1	0.6	1	0.9	0.8	0.7	0.5	0.3	0	0
O ₃	0.3	0.6	0.9	1	0.8	0.7	0.5	0.3	0.2	0.1
O ₄	0.2	0.4	0.6	0.7	0.9	1	0.8	0.6	0.4	0.2
O ₅	0.2	0.4	0.6	0.7	0.9	1	0.8	0.6	0.4	0.2
D	0	0.1	0.4	0.7	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0	0.0

Tabela 5.1 Matriz de Decisão

O conjunto decisão D listado na última linha é obtido aplicando o operador min às colunas da matriz. As alternativas aceitáveis são aquelas pertencentes ao conjunto D, ou seja $\mu_D(a_i) > 0$, entretanto as ótimas são aquelas que satisfazem a expressão 5.3, no caso do exemplo, a alternativa a₅.

Na explicitação do conjunto decisão é comum o uso de cortes α (seção 4.5) neste caso conjunto decisão com a consideração do corte fica;

$$D_\alpha = \{a_i, \mu(a_i) \mid \mu(a_i) > \alpha\}$$

5.7 Componentes do modelo.

Durante a fase de implementação o modelo proposto foi dividido em cinco módulos, a saber:

5.7.1 Módulo "Energia"

Este módulo calcula as funções densidade e distribuição das afluições condicionadas à afluição do período anterior e aos eventos do espaço de decisão.

Este módulo executa basicamente três funções:

a)-Cálculo das pertinências.

A aplicação da discretização difusa (seção 4.9) às variáveis exógenas relacionadas com a afluição, ou seja, a representação de variáveis em um universo lingüístico. No nosso caso como os dados primários são dados históricos supostamente corretos, então a discretização difusa se reduz ao cálculo da pertinência dos valores das variáveis em cada conjunto qualificador, ou seja se a afluição no ano "i" vale a_i então calcula-se $\mu(a_i)$ para todos os qualificadores Y_j do universo. Para o caso de se considerar alguma difusão nos dados primários deve-se proceder conforme a expressão 4.9 da seção 4.8

Esta seção também efetua o tratamento de eventos não independentes, mais explicitamente da "vazão média anual", da "variância da vazão anual" e da "tendência da vazão média". Como estes eventos não são independentes, ocorre que não é correto fazer o produto das probabilidades quando é feito o produto cartesiano dos universos. Neste caso primeiro é efetuada a interseção dos eventos para em seguida calcular as probabilidades.

b)Cálculo da grade de afluição.

Os dados primários são distribuídos em uma grade de valores que

permanecerá constante nos demais módulos. A distribuição é feita para se obter uma padronização dos valores e é obtida da divisão de uma ocorrência de um valor de vazão, pela razão inversa das distâncias deste valor aos valores de grade mais próximos.

Se a_j é um valor de afluência encontrado entre valores de grade a_k e a_{k+1} então a ocorrência de a_j é distribuída entre os pontos k e $k+1$ da grade da forma;

$$P_k(a_j) = \frac{a_j - a_k}{a_{k+1} - a_k}$$

c) Cálculo das densidades

Nos casos clássicos a função densidade de probabilidade de um conjunto de dados é calculada pelo somatório das ocorrências da grade, ou seja ;

$$f(a_k) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N P_k(a_i) \quad (5.5)$$

onde N é o número de ocorrências.

No nosso caso como tratamos de conjuntos difusos a expressão acima calcula a densidade de probabilidade condicionada ao evento difuso E se torna,

$$f(a_k|E) = \frac{1}{\Omega} \cdot \sum_{i=1}^N P_k(a_i) \cdot \mu_E(a_i) \quad (5.6)$$

onde

$$\Omega = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \mu_E(a_i).$$

Na realidade a função densidade $f(a_k|E)$ é calculada condicionada à ocorrência do período anterior. O condicionamento com o período anterior não está aqui

representado apenas para simplificar a notação. No capítulo seguinte são apresentados mais detalhes sobre o cálculo das densidades condicionadas. O algoritmo do módulo energia é mostrado a seguir:

- 1-Ler eventos
- 2 Ler dados Históricos.
- 3- Calcular grade de afluições.
- 4- Para todo evento e_j e para toda ocorrência de afluição " a_i ".
 - 4.1 calcular pertinência da ocorrência a_i .
 - 4.1.1-Se e_j for evento composto de eventos dependentes A e B
então
fazer a interseção $A \cap B$
$$\mu_{e_j}(a_i) = \min [\mu_a(a_i), \mu_b(a_i)]$$

senão
usar a função de pertinência de e_j e calcular $\mu_{e_j}(a_i)$
 - 4.2-Distribuir a ocorrência de a_i na grade padronizada
(equação 5.2).
 - 4.3-Para todo a_k pertencente à grade calcular probabilidade $f(a_k|e_j)$
(equação 5.6).
 - 4.4- Calcular distribuição de probabilidades das afluições.
 - 4.5- Gravar Estatísticas do evento e_j
- 5-Fim.

5.7.2 Módulo "Dinâmica"

Este módulo calcula o mínimo custo esperado segundo as equações da seção 2.3.

O modelo hidráulico do sistema usado neste módulo é o de reservatório equivalente com térmicas representadas por custos incrementais constantes.

Como foi usado o conjunto de dados históricos originais e densidades condicionadas às afluições do período anterior, foi dispensado o uso de séries sintéticas ou outros artifícios para a consideração da correlação entre afluições de períodos consecutivos.

O algoritmo do módulo Dinâmica está descrito a seguir:

- 1-Ler Eventos.
- 2-Ler dados hidrotérmicos do sistema elétrico.
- 3-Ler estatísticas dos eventos.
- 4-Verificar a existência de universos independentes e efetuar seu produto cartesiano na determinação do espaço de decisão(seção 5.3).
- 5-Para todo evento e_j pertencente ao espaço de decisão, calcular a programação de geração "ótima" usando programação dinâmica estocástica.
 - 5.1-Gravar programação de geração. Nesta implementação, a programação de geração calculada para o evento e_j recebe o mesmo nome do evento
- 6-Fim.

5.7.3 Módulo de Avaliação

O módulo DINÂMICA calcula as estratégias de programação. O módulo de Avaliação permite que se faça a avaliação de uma alternativa a_j perante os estados e_j . São com estas avaliações que se constrói a matriz de resultados.

O algoritmo do módulo de avaliação está descrito a seguir:

- 1- Ler eventos e objetivos.
- 2- Ler estatísticas dos eventos.
- 3- Ler dados hidrotérmicos do sistema elétrico.
- 4- Reconhecer eventos pertencentes ao espaço de decisão (do passo 4 do módulo Dinâmica).
- 5- Ler programações de geração (do passo 5 do módulo Dinâmica).
- 6- Para todas as programações de geração a_j
 - 6.1- Para todo os estados e_j pertencentes ao espaço de decisão calcular os resultados esperados de a_j quando ocorre e_j para os objetivos O_k .
- 7- Para todos os objetivos padronizados O_k (seção 5.3) calcular matriz de resultados R_{O_k} , para os demais objetivos, chamar módulo de expansão.
- 8- Gravar matrizes de resultados.
- 9- Fim.

5.7.4 Módulo de Inicialização

Este módulo é responsável pela interface computacional. A princípio não era nossa intenção construir uma interface completa, porém alguns problemas encontrados durante a execução do trabalho tornaram a criação da interface uma necessidade.

Uma interface computacional, é o nome dado ao conjunto de funções que visam facilitar o acesso do usuário/planejador ao sistema. No nosso caso a adoção de conjuntos difusos facilita o diálogo com o sistema, pois o usuário pode interagir com ele usando apenas expressões lingüísticas.

O espaço das variáveis exógenas é decomposto em dois universos independentes, "consumo" e "energia". O universo "consumo" tem apenas uma grandeza, no caso a "carga", quanto ao universo "energia" várias grandezas podem ser consideradas, a saber, "vazão média anual", "variância da vazão" e "tendência". A tabela 5.2 mostra um quadro dos universos e grandezas.

UNIVERSO	GRANDEZA	EVENTO
Consumo	Carga média	leve
		média
		forte
Energia	Vazão média Anual	baixo
		médio
		alto
	Tendência	decrecente
		estável
		crescente
	Desvio da Vazão	curto
		normal
		largo

Tabela 5.2 Universos, grandezas e eventos.

A terceira coluna da tabela 5.2 é constituída de eventos difusos disponíveis ao usuário em um banco de eventos. Os eventos do banco podem ser usados diretamente, modificados, ou ainda, novos eventos podem ser criados e adicionados.

No caso mostrado na tabela 5.2, as variáveis exógenas estão discretizadas em universos lingüísticos de três elementos.

Quando os números de elementos de todos os universos lingüísticos das grandezas são iguais, tem-se que o número de estados de decisão é dado por $N_e = N_d N_g$, onde:

N_g é número de grandezas e N_d é o número de discretização das grandezas. Para o caso da tabela 5.2 têm-se 3 estados de decisão por grandeza.

O número $3^4 = 81$ já é por si mesmo elevado, se a ele adicionarmos:

27 arquivos com estatísticas de eventos provenientes do módulo "Energia".

-81 arquivos de programação de geração provenientes do módulo "Dinâmica".

81x81 arquivos de simulações provenientes do módulo de "Avaliação".

Encontra-se um total de 6669 arquivos a serem manipulados.

Portanto, uma interface para administrar tais arquivos se faz necessária.

A interface componente do módulo de "Inicialização executa as seguintes funções:

1- Edição dos Eventos básicos e Objetivos.

Esta função edita e atualiza o arquivo de eventos (tabela 5.2).

2-Criação do espaço de decisão

Esta função efetua a composição dos eventos dependentes em eventos compostos e o produto cartesiano dos eventos independentes.

3-Criação da lista de resultados.

Esta função cria e grava em arquivo uma lista de arquivos de resultados que serão utilizados por todos os módulos. Este arquivo é constituído de registros de dois campos, o primeiro campo chamado de descritor, que é uma cadeia de caracteres que contém a informação sobre o conteúdo do arquivo, cujo nome no sistema está disponível no segundo campo.

5.7.5 Módulo de Análise

Este módulo é responsável pela aplicação das regras de decisão.

O algoritmo usado está descrito a seguir:

- 1- Ler eventos e objetivos.
- 2- Ler matrizes de resultados calculadas no passo 8 do módulo de avaliação.
- 3- Para todo Objetivo O_i :
 - 3.1 Aplicar regra de decisão mono-critério.(seção 5.6.1)
 - 3.1 Calcular a pertinência do resultado da aplicação da regra de decisão mono-critério
segundo o objetivo O_i .(seção 5.6.2 expressão 5.2)
- 4- Aplicar regra de decisão multi-critério (seção 5.6.2)
 - 4.1 Efetuar operações de interseção (min) nas pertinências obtidas no passo 3.1
 - 4.2 Determinar Alternativas Ótimas (expressão 5.2)
- 5- Gravar relatório Final.
- 6- Fim

5.7.6 Módulo de Expansão

Trata-se de um módulo sem formulação definida para permitir a inclusão de outros objetivos.

A formulação definida é dispensável no módulo de EXPANSÃO, por ele importar diretamente a matriz de resultados. Por exemplo, caso se queira incluir no problema índices de segurança da operação de médio e curto prazos pode-se fazer

simulações das alternativas obtidas pelo módulo DINÂMICA e construir uma matriz de resultados que será lida diretamente pelo módulo de expansão.

Uma aplicação interessante para o módulo de expansão é quanto à modelagem por reservatórios equivalentes. Importante na formulação da programação dinâmica por reduzir a dimensionalidade do problema, a modelagem por reservatórios equivalentes pode ocultar imperfeições na operação. Assim os índices obtidos pela simulação das alternativas com modelos de sistema mais detalhados podem ser considerados.

5.8 Função de Pertinência dos Objetivos

Como foi visto anteriormente a programação dinâmica estocástica fornece índices para a condição de trajetória forçada. Apesar desta condição não ser prática pode-se usar este índice como referência.

Quando se tem um problema multi-critério a matriz de resultados é geralmente não homogênea pois os resultados podem ser expressos em grandezas diferentes, daí a necessidade da função de avaliação.

A utilização de objetivos difusos resolve parcialmente o problema, pois as funções de pertinência dos objetivos fazem o papel de função de avaliação.

A rigor as funções de pertinências dos objetivos podem ser quaisquer dependendo apenas do decisor.

A Figura 5.6 mostra funções de pertinência do objetivo "lucro" para três casos:

a) Indiferença.

Neste casos o planejador apresenta indiferença ao incremento de lucro.

b) Não propensão ao lucro.

Neste caso o planejador se contenta rapidamente com o aumento da lucratividade.

c) Propensão ao lucro.

Neste caso temos o tipo do planejador ganancioso, porque seu interesse decresce rapidamente com a queda do lucro.

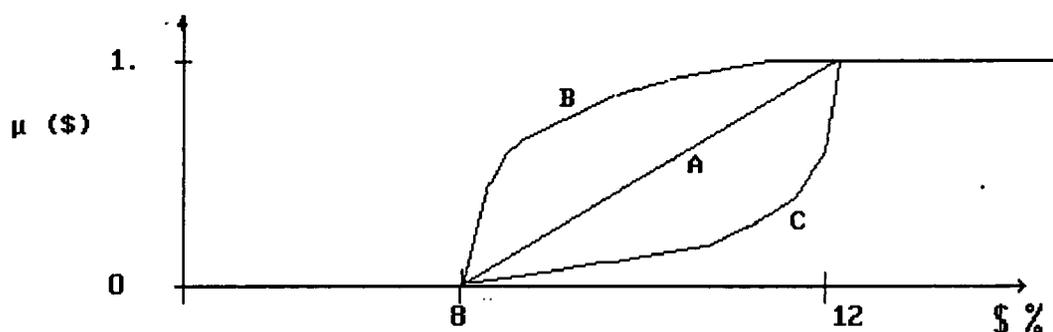


Figura 5.6. Conjuntos difusos para representar a "lucro".

Embora as três funções atendam as exigências quanto aos limites, elas terão influências bastante distintas em relação a outros objetivos, pode-se supor por exemplo que uma empresa que opere com a curva "b" seja menos exigente quanto a segurança que outra que opere com a curva "c".

A principal consequência da função objetivo "lucro" está na estreita relação que mantém com o objetivo "custo de geração", também não é do escopo deste trabalho determinar tal relação, porém podemos assumir que ela existe, ou seja, um determinado comportamento quanto ao "lucro" vai induzir um determinado comportamento quanto ao custo de geração.

Como resumo desta seção pode-se afirmar o seguinte:

"Os objetivos de faturamento são relevantes aos produtores e os objetivos de qualidade são relevantes aos consumidores, e um sistema de potência bem

equilibrado deve atender a ambos, ou seja deve operar na interseção de todos objetivos que se puder qualificarem".

CAPÍTULO VI

ALGORITMOS EMPREGADOS

6.1 Espaço de Decisão Condicionado a Eventos Difusos.

Pode-se dizer em última instância que uma variável linguística é uma forma de agregação de uma variável ou medida em relação a um qualificador de um universo, permitindo uma visualização mais tratável, ideal para sistemas do tipo uso-amigável, sem no entanto haver perda de informação.

No nosso caso queremos dividir o espaço amostral segundo um universo lingüístico, então os qualificadores do universo lingüístico serão os eventos correspondentes do espaço amostral discretizado. As probabilidades das grandezas originais do espaço, deverão ser associadas à variável lingüística através da probabilidade do evento difuso que ela representa.

Seja uma variável aleatória X correspondente a um espaço amostral Ω definida sobre um universo $x \subset \mathcal{R}$ de modo que apresenta uma função densidade de probabilidade,

$$x: f_X(x) \rightarrow [0, 1],$$

Seja também um universo de discurso Y definido como $Y = \{y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n\}$, onde, $y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$ são conjuntos difusos sobre o universo x , e qualificadores de Y . Como os qualificadores de Y são eventos difusos do espaço amostral Ω (esta condição é necessária e suficiente), então suas probabilidades podem ser calculadas pela expressão [3,7],

$$P\{y\} = \int \mu_Y(x) \cdot dp \quad (6.1)$$

onde dp é a diferencial da probabilidade de X . Então a expressão anterior fica;

$$P\{y\} = \int \mu_y(x) \cdot f_X(x) dx \quad (6.2)$$

O valor esperado da variável X condicionado a um dado Y pode ser calculado por

$$E\{X|y\} = \int x \cdot \mu_y(x) \cdot f_X(x|y) \cdot dx \quad (6.3)$$

A Figura 6.1 mostra o gráfico de um universo de discurso e uma variável aleatória,

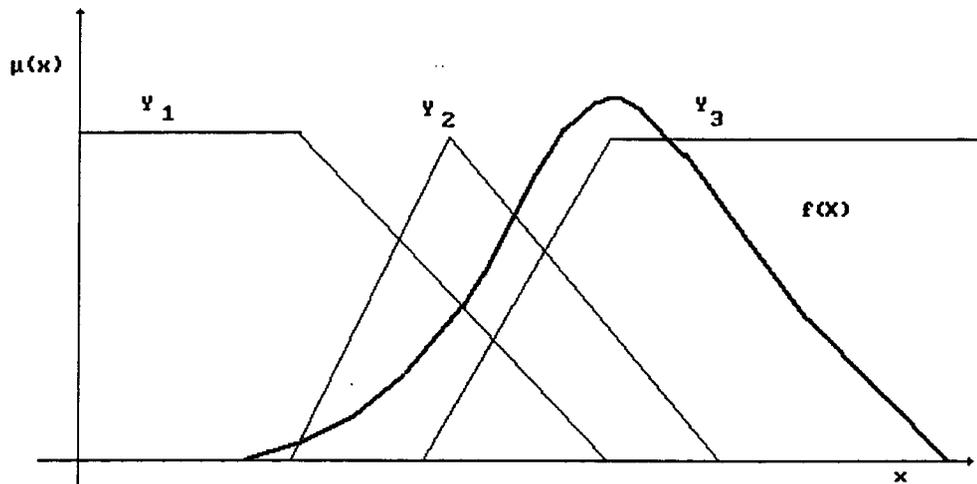


Figura 6.1 Universo de discurso e uma variável aleatória

6.2 Determinação das Densidades Condicionadas

Uma vez escolhidas as variáveis lingüísticas para representar o espaço amostral, é necessário que todas as variáveis aleatórias deste espaço sejam expressas em função dos qualificadores do universo. Mais explicitamente, temos que classificar as informações disponíveis segundo os qualificadores do universo $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, aplicando o método da discretização difusa (seção 4.8).

Seja por exemplo a variável aleatória " vazão hidráulica". Sua função densidade é obtida a partir de um conjunto de dados Ω constituído de registros "i" com informações de vazão representadas por conjuntos difusos \tilde{a}_i , com funções de pertinência $\mu_{a_i}(a)$. Para que se tenha uma representação qualitativa de cada registro de Ω , eles devem ser tratados como relações difusas unidimensionais λ . Estas relações são obtidas pela discretização difusa aplicada à cada registro de Ω , mais explicitamente, pela composição da relação \tilde{a}_i com o universo Y ,

$$\lambda = \tilde{a}_i \oplus Y \quad \forall \text{ registro } i$$

$$\lambda = \{\tilde{a}_i \oplus y_1, \tilde{a}_i \oplus y_2, \dots, \tilde{a}_i \oplus y_n\}$$

onde conforme a seção 4.8,

$$\tilde{a}_i \oplus y_j = \sup_a [\min[\mu_{y_j}(a), \mu_{a_i}(a)]] \quad (6.4)$$

A expressão $\tilde{a}_i \oplus y_j$ representa o valor verdade da afirmação, "o evento y_j ocorreu em \tilde{a}_i ", então a probabilidade de cada evento $y_j \in Y$, segundo a definição clássica, é dada por,

$$P\{y_j\} = \frac{\sum_{i \in \Omega} (\tilde{a}_i \oplus y_j)}{|\Omega|} \quad \forall j \in Y$$

onde $|\Omega|$ é o número de registros de Ω , disponíveis nos dados históricos.

Para o cálculo da função densidade condicionada $f_a(a|y_j)$, considere inicialmente uma grade de ocorrências padronizadas a_k , a função densidade de probabilidade conjunta para os valores de grade $f_a(a_k, y_j)$ é dada por,

$$f_a(a_k, y_j) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{i \in \Omega} dp_i\{a_k, y_j\}$$

onde a_k é o valor da grade discretizada para a variável "a" e $dp_i\{a_k, y_j\}$ é a contribuição da probabilidade elementar do registro "i" na probabilidade $f_a(a_k, y_j)$, tal que,

$$dp_i\{a_k, y_j\} + dp_i\{a_{k+1}, y_j\} = \tilde{a}_i \oplus y_j$$

Tem-se então que a densidade condicionada fica,

$$f_a(a_k | y_j) = \frac{\sum_{i \in \Omega} dp_i(a_k, y_j)}{\sum_{i \in \Omega} \tilde{a}_i \oplus y_j}$$

Para o caso de \tilde{a}_i ser um conjunto difuso com função de pertinência $\mu_{a_i}(a)$ tem-se que,

$$dp_i\{a_k, y_j\} = (\tilde{a}_i \oplus y_j) \cdot \frac{a_i^* - a_k}{a_{k+1} - a_k} e$$

$$dp_i\{a_{k+1}, y_j\} = (\tilde{a}_i \oplus y_j) \cdot \frac{a_{k+1} - a_i^*}{a_{k+1} - a_k}$$

onde a_i^* é valor de máxima pertinência de $a_i \cap y_j$ (equação 6.4). A figura 6.2 mostra a determinação de $P_i\{a_k, y_j\}$ para este caso.

Para o caso de \tilde{a}_i ser conjunto não difuso representado pelo escalar a_i , então,

$$dp_i\{a_k, y_j\} = \mu_{y_j}(a_i) \cdot \frac{a_i - a_k}{a_{k+1} - a_k}$$

A Figura 6.3 mostra a determinação de $P_i\{a_k, y_j\}$ para este caso.

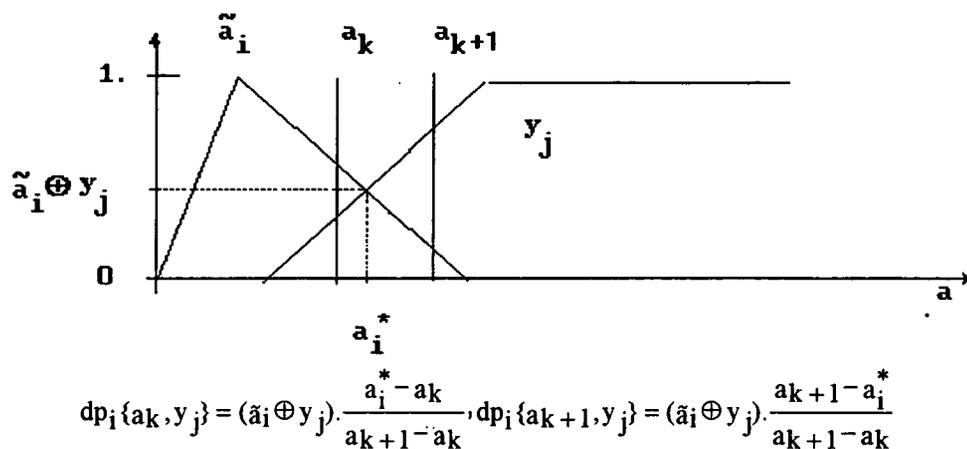
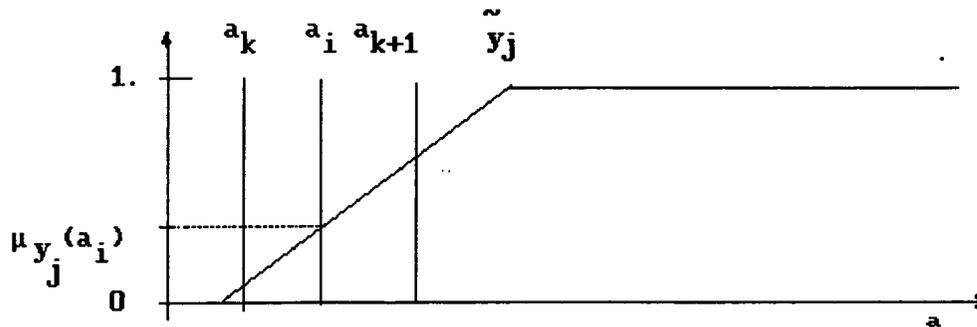


Figura 6.2 Para \tilde{a}_i difuso



$$dp_i \{a_k, y_j\} = \mu_{y_j}(a_i) \cdot \frac{a_{k+1} - a_i}{a_{k+1} - a_k}; dp_i \{a_{k+1}, y_j\} = \mu_{y_j}(a_i) \cdot \frac{a_i - a_k}{a_{k+1} - a_k}$$

Figura 6.3 Para \tilde{a}_j não difuso

O presente trabalho considerou apenas o caso de informações não difusas.

6.3 Algoritmo de avaliação.

Como foi visto nas seções 5.2 e 5.3 a programação dinâmica estocástica fornece resultados para a política de operação em "trajetória forçada", e no presente trabalho deu-se atenção especial à política de operação em "trajetória compensada".

Originalmente as alternativas (programação de geração) produzidas pelo algoritmo de PDE eram avaliadas por simulação de Monte-Carlo seqüencial para todos os eventos constituintes do espaço de decisão.

No módulo de avaliação, foram incluídos, como alternativa à simulação de Monte-Carlo, algoritmos de avaliação direta para o déficit de energia, seja para a condição "forçada" ou seja para a condição "compensada".

Considere a equação de déficit esperado acumulado,

$$EENS_0(X_0) = E \left\{ \sum_0^{k_{\max}-1} ens_k(X_k, U_k) \right\} \quad \forall U_k, A_k \quad k = 0, 1, \dots, k_{\max}-1 \quad (6.5)$$

onde EENS é a energia esperada não suprida acumulada entre os períodos $k=0$ e $k= k_{\max}$ e "ens" é a energia não suprida no período k devido à decisão U_k .

A fórmula 6.5 é um algoritmo analítico de avaliação, é uma alternativa para a simulação de Monte-Carlo. Permite que seja deduzida a partir dela uma forma recursiva de fácil implementação computacional.

Separando-se o primeiro termo do somatório tem-se,

$$EENS_0(X_0) = E \left\{ \text{ens}_0(X_0, U_0) + \sum_1^{k_{\max}-1} \text{ens}_k(X_k, U_k) \right\} \quad (6.6)$$

Daí escreve-se a forma recursiva, na qual o déficit esperado acumulado no período k depende apenas da decisão U_k ,

$$EENS_0(X_0) = E \{ \text{ens}_0(X_0, U_0) + EENS_1(X_1) \} \quad \forall U_0 \quad (6.7)$$

$$EENS_0(X_0) = \sum [\text{ens}_0(X_0, U_0) + EENS_1(X_1)] \cdot P\{X_0, U_0, X_1\} \quad (6.8)$$

De forma geral para qualquer estágio k

$$EENS_k(X_k) = \sum [\text{ens}_k(X_k, U_k) + EENS_k(X_k)] \cdot P\{X_k, U_k, X_{k+1}\} \quad (6.9)$$

Onde $P\{X_k, U_k, X_{k+1}\}$ é a probabilidade de, partindo do estado X_k atingir X_{k+1} com a decisão U_k .

X_k é estado no período k

O termo ens é calculado diretamente como

$$\text{ens}_k(X_k, U_k) = c - d$$

onde c e d são respectivamente carga e disponibilidade de geração do período

k .

$$d = \min[P_g, (E_p + A_k + P_t)] \quad (6.10)$$

onde

P_t é geração térmica máxima.

A_k é a afluência aleatória no período k .

E_p é a energia potencial disponível no período k .

P_g é a geração hidráulica do período k que será igual à decisão U no caso de trajetória forçada. Para condição compensada, P_g é modificada de modo que o déficit seja compensado, sendo limitado pela energia potencial disponível ou pela capacidade de geração instalada do sistema. A figura 6.5 mostra o algoritmo de implementação da fórmula citada, as Figuras 6.6 e 6.7 mostram fluxogramas simplificados para o cálculo do déficit forçado e compensado.

- | |
|---|
| <p>1- Ler dados do sistema, estatísticas $f(A_k A_{k-1})$ e cargas.</p> <p>2- Inicializar período $k=k_{\max}$ e custo esperado acumulado $EENS_k=0$.</p> <p>3- Decrementar $k=k_{\max}$, até $k=0$</p> <p>4- Para todos estados viáveis $X_k=[E_{pk}, A_{k-1}]$</p> <p style="padding-left: 20px;">calcular déficit:</p> <p style="padding-left: 40px;">forçado: usar algoritmo 6.6</p> <p style="padding-left: 40px;">compensado: usar algoritmo 6.7</p> <p style="padding-left: 20px;">fim 4</p> <p style="padding-left: 10px;">fim 3</p> <p>5-fim</p> |
|---|

Figura 6.5 Algoritmo de Avaliação

1- Entrada de dados k , X_k , e $U_k = U_k^*$.

2- Para toda afluência $A_j = A_{\min}$ até A_{\max}

3- calcular disponibilidade $d_j = \min[E_{pk} - E_{p\min} + A_j, U_k]$

se $\text{carga}_k < P_{t\max}$ falta = 0.

senão falta = $\text{carga}_k - P_{t\max} - d_j$

4- calcular transição $X_{k+1} = f(X_k, U_k, A_j)$

5- calcular $EENS_k(X_k) = EENS_k(X_k) + [\text{falta} + EENS_{k+1}(X_{k+1})] * P(A_j)$

fim 2

6- fim

Figura 6.6 Algoritmo para o déficit forçado

1- Entrada de dados k , X_k , e $U_k = U_k$.

2- Para toda afluência $A_j = A_{\min}$ até A_{\max}

3- calcular disponibilidade $d_j = \min[E_{pk} - E_{p\min} + A_j, U_k]$

se $\text{carga}_k < P_{t\max}$ falta = 0

senão falta = $\text{carga}_k - P_{t\max} - d_j$

4- Incrementar U_k até $U_k = H_{\text{inst}}$ ou falta = 0 e voltar a 3

5- calcular transição $X_{k+1} = f(X_k, U_k, A_j)$

6- calcular $EENS_k(X_k) = EENS_k(X_k) + [\text{falta} + EENS_{k+1}(X_{k+1})] * P(A_j)$

fim 2

7- fim

Figura 6.7 Algoritmo para o déficit compensado

Formulações semelhantes podem ser deduzidas para o custo compensado, para tanto, substituem-se os termos "ens" e EENS pelo custo das gerações térmicas e custo acumulado esperado respectivamente.

Convém salientar que os algoritmos 6.6 e 6.7 só valem para as políticas de operação, tais como as descritas nas seções 5.2. e 5.3 respectivamente.

CAPÍTULO VII

RESULTADOS E DISCUSSÕES

7.1 Introdução

Neste capítulo apresentamos os resultados e discussões sobre a aplicação das técnicas citadas no capítulos anteriores.

Inicialmente procedeu-se a implementação do método de discretização. Em seguida passou-se à implementação do modelo de decisão propriamente dito, com o desenvolvimento de um algoritmo de programação dinâmica estocástica e de simulação de Monte-Carlo.

Nesta fase foi notada a viabilidade da representação das condições de operação em tempo real. Como o modelo proposto trata os objetivos diferenciadamente, a representação de outras condições de operação em tempo real depende apenas da modificação do algoritmo de simulação.

O modelo proposto se baseia na simulação de alternativas perante a eventos. O desenvolvimento de um algoritmo de avaliação (seção 6.3) que substituísse a simulação de Monte-Carlo se tornou importante devido ao fato de que esta era extremamente lenta.

Os algoritmos de avaliação desenvolvidos são válidos para os objetivos específicos para os quais foram desenvolvidos.

Para outros objetivos (superávit, restrições operativas, outras políticas de racionamento etc..) deve-se lançar mão da simulação de Monte-Carlo ou desenvolver um algoritmo de avaliação específico.

Com o modelo em estado funcional foram executados alguns testes, com

ênfase dada à política de déficit compensado:

Efeito da participação térmica.

Efeito do horizonte de planejamento

Efeito da variância do consumo mensal.

Efeito da variância da afluência anual.

Efeito da tendência da afluência média anual.

7.2 Validação dos Algoritmos do Modelo

Para os resultados preliminares foram usados dados de energia da Região Sul e Sudeste, para os demais testes foram usados dados de energia não controlável da Região SUL.

Para a verificação do processo de discretização do espaço amostral citado no capítulo 5, usou-se uma amostra de energia a fio d'água disponível nas Regiões Sul e Sudeste com dados mensais de 1931 a 1981. Usou-se como evento a disponibilidade (vazão) média anual. As Figuras 7.1 e 7.2 mostram os eventos condicionantes que fizeram parte do universo de discurso adotado.

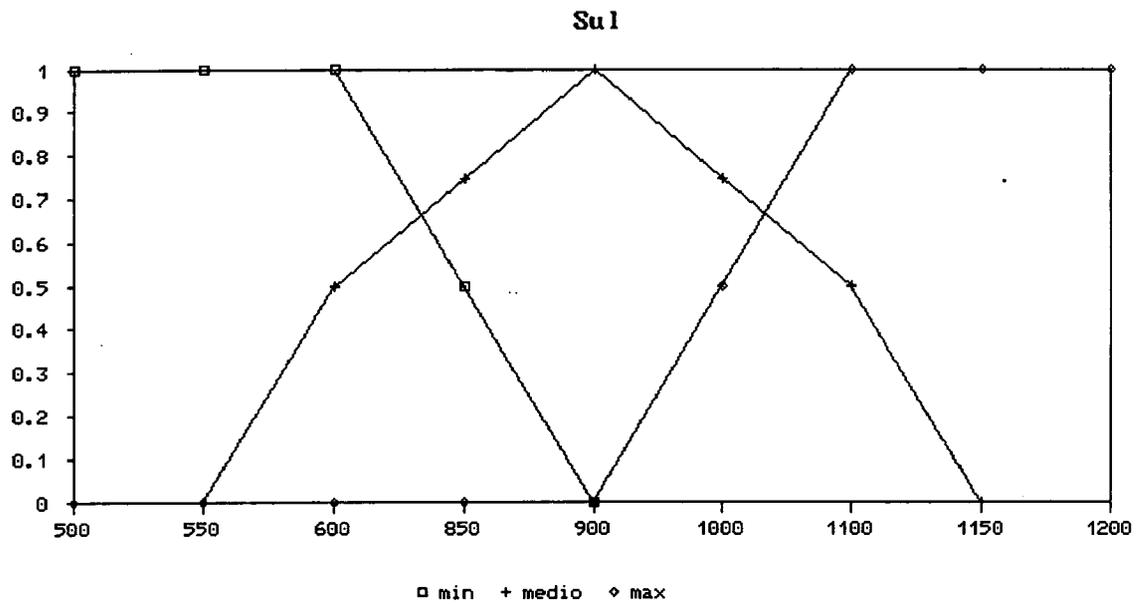


Figura 7.1 Eventos Para Região Sul (MWh)

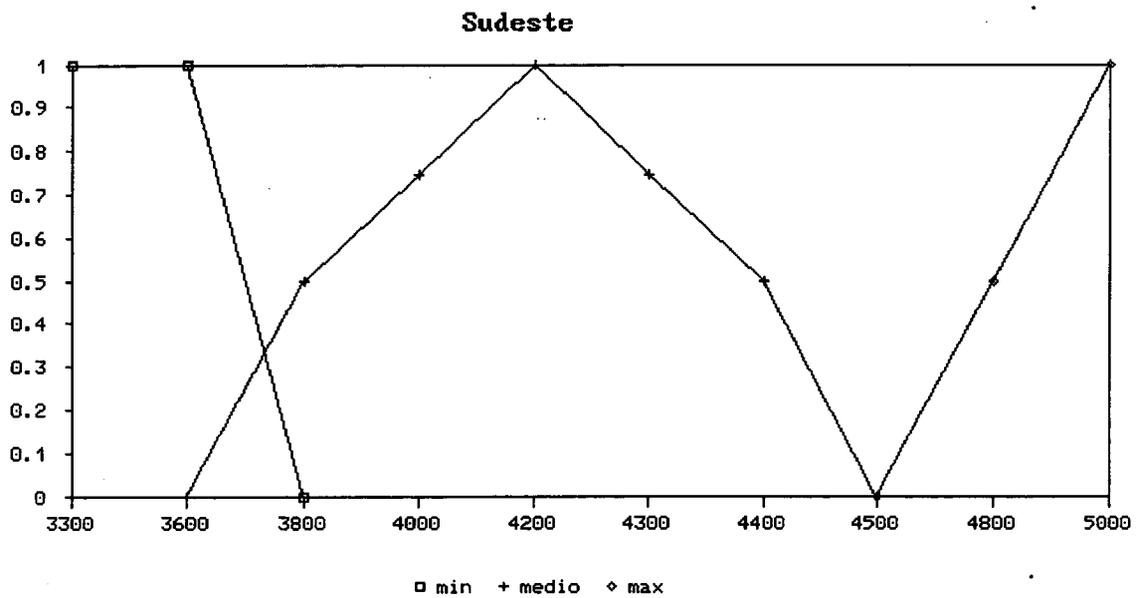


Figura 7.2 Eventos para a Região Sudeste(MWh)

A Figura 7.3 mostra as densidades de disponibilidade energética da Região Sul sem evento condicionante. As Figuras 7.4, 7.5 e 7.6 mostram o efeito dos eventos condicionantes, Min, Med e Max nas referidas densidades. As Figuras 7.7 e 7.8 mostram as densidades das disponibilidades da região Sudeste com e sem evento condicionante Max respectivamente.

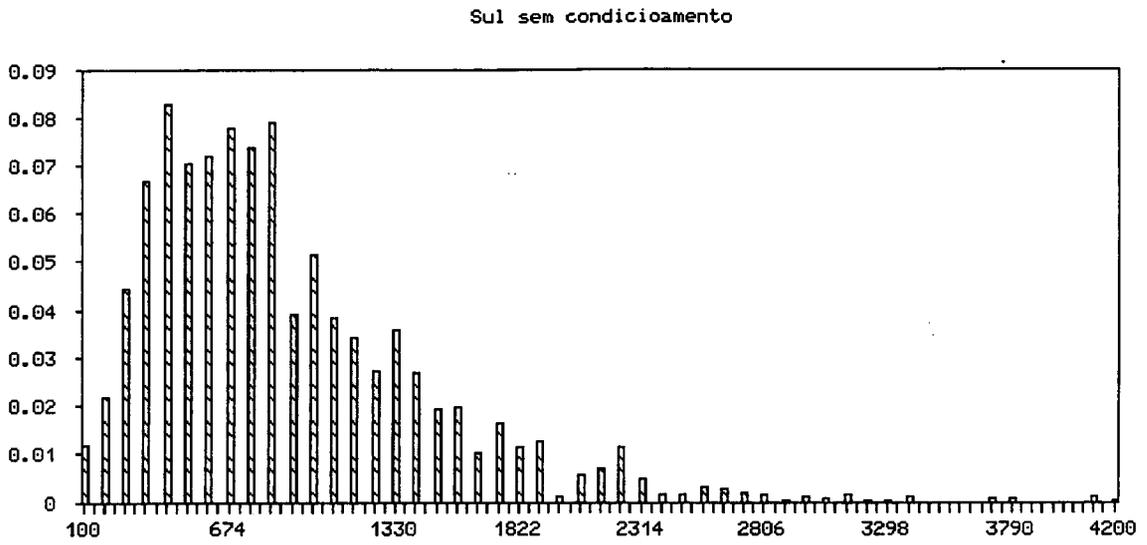


Figura 7.3 Região Sul sem condicionamento(MWh)

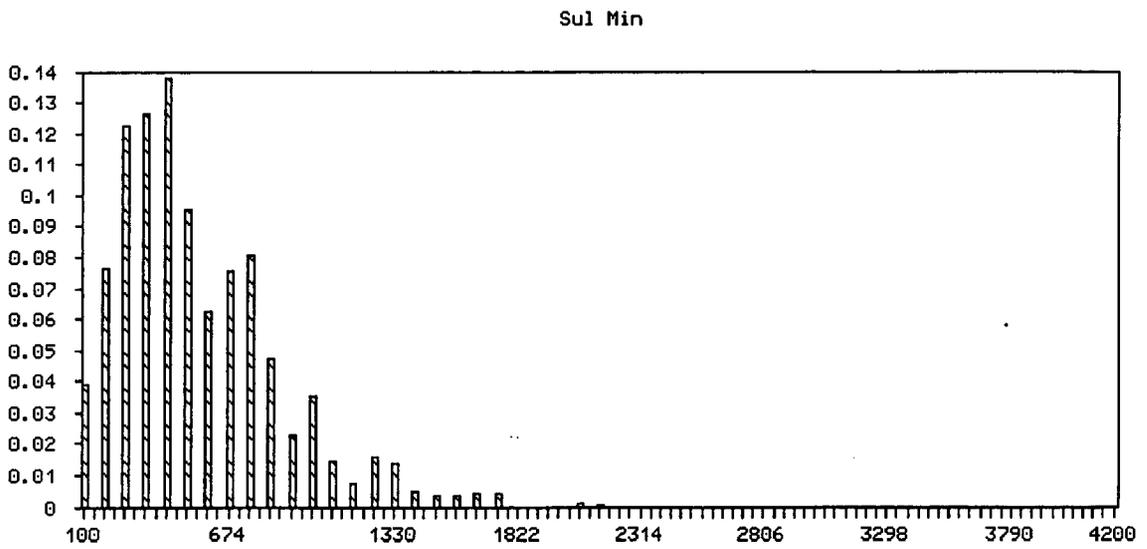


Figura 7.4 Região Sul condicionamento Min(MWh).

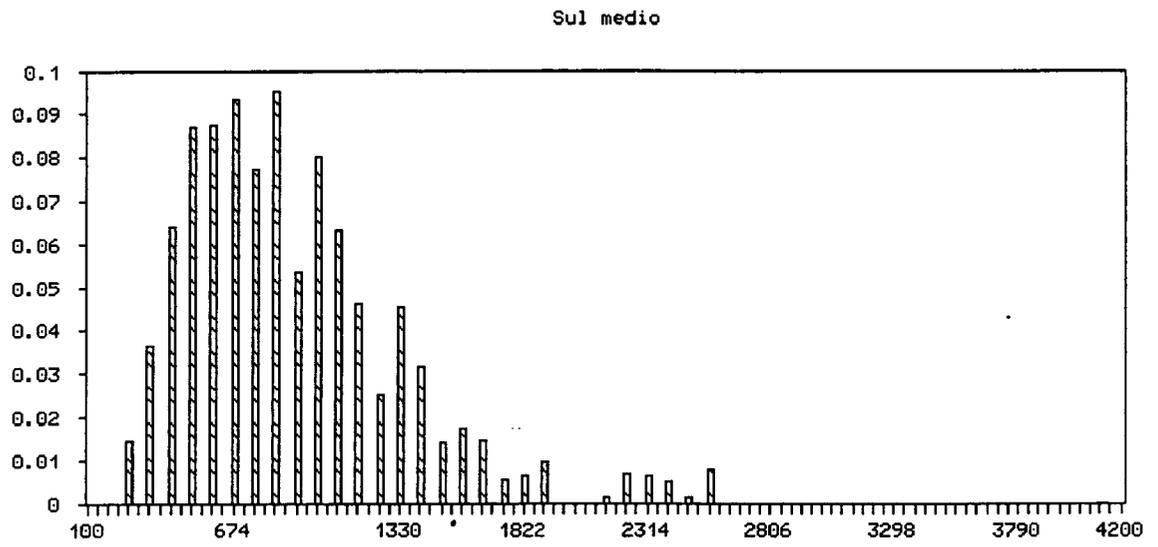


Figura 7.5 Região Sul condicionamento Med(MWh)

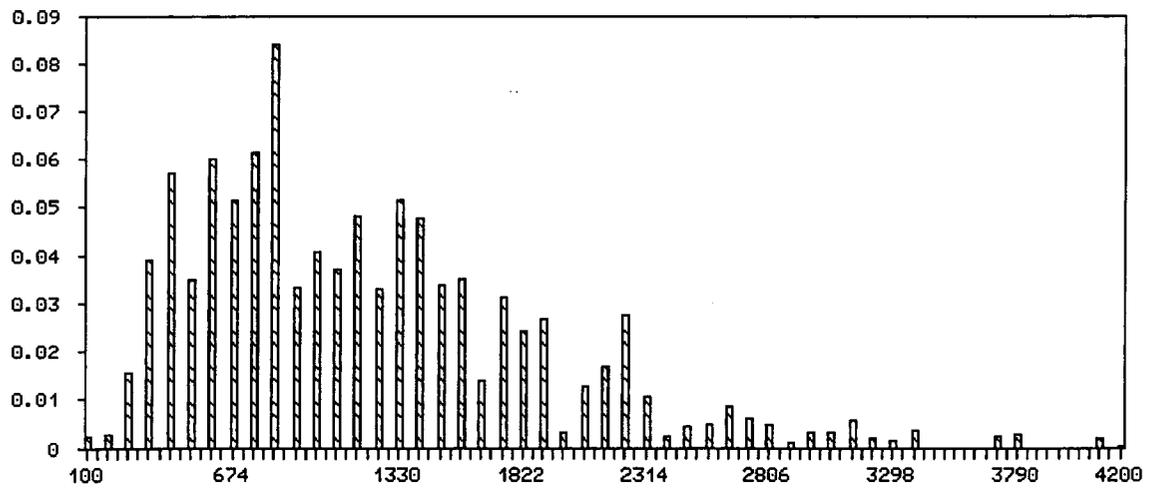


Figura 7.6 Região Sul condicionamento Max(MWh)

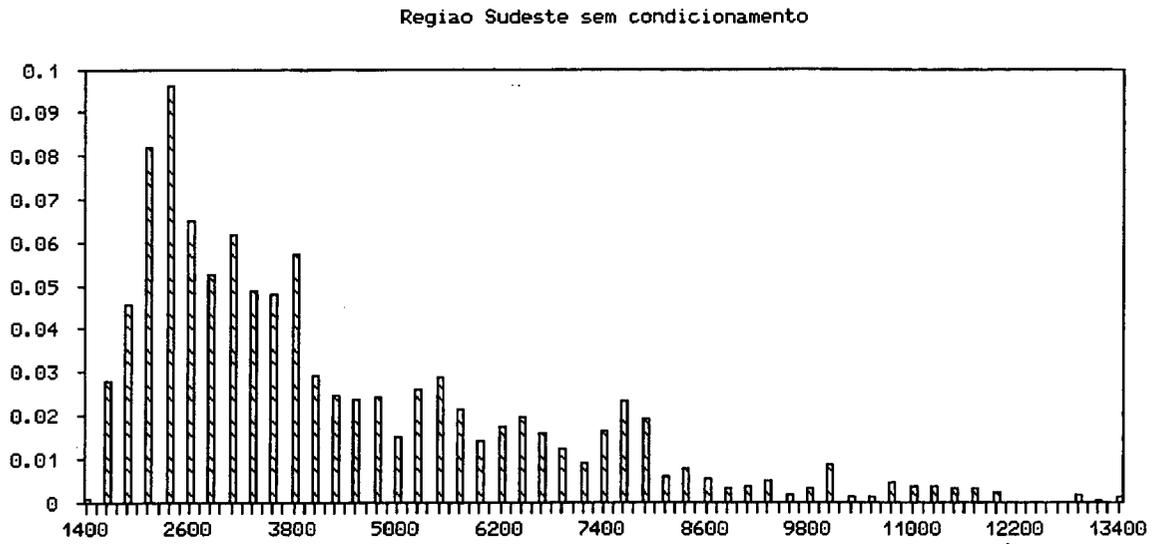


Figura 7.7 Região Sudeste sem condicionamento(MWh)

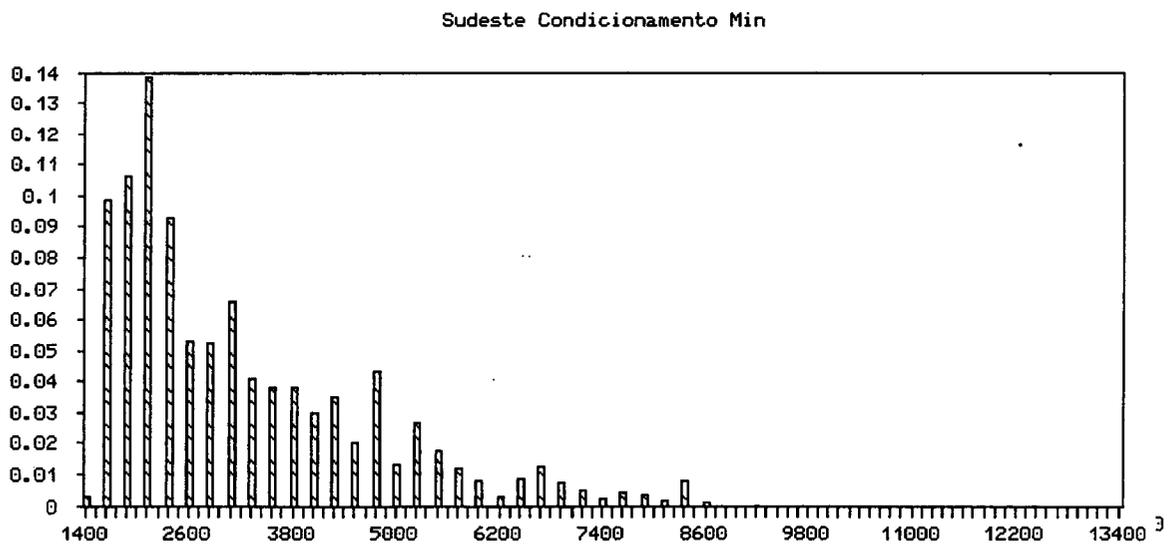


Figura 7.8 Região Sudeste condicionamento Min(MWh)

Dos resultados da discretização com eventos difusos nota-se que a escolha de um conjunto de referência, influi sobre as variáveis exógenas do sistema. No caso do evento Min e Região Sul nota-se um deslocamento da média para a direita e uma redução da variância. A tabela 7.1 sumariza os resultados obtidos, mostra o efeito dos eventos condicionantes na média e desvio padrão nas aflúncias anuais e mês de janeiro, das região SUL e SUDESTE.

Em seguida foram testados os algoritmos de Programação Dinâmica e de Avaliação(5.4.3). Para tanto usamos os algoritmos propriamente ditos e comparamos seus resultados com os fornecidos pela Simulação de Monte-Carlo correspondente. Neste teste e nos demais, daqui em diante usamos dados históricos de energia controlável da Região Sul.

SUL	MIN	MÉDIO	MAX	U
η_{ANUAL}	549.22	912.75	1209	905.09
σ_{ANUAL}	324.89	435.67	693.47	575.26
η_{JAN}	411.11	753.56	872.74	688.93
σ_{JAN}	196.11	292.82	483.76	382.53
prob	0.2386	0.1771	0.3093	1
SE				
η_{ANUAL}	3328.4	4099.1	5295.3	4275.8
σ_{ANUAL}	1516.0	1909.4	2872.3	2310.9
η_{JAN}	5161.0	7275.6	9006.5	7105.1
σ_{JAN}	1591.1	944.31	1921.5	2117.3
prob	0.2543	0.1601	0.477	1

Tabela 7.1 Efeito dos eventos condicionantes nas Aflúncias

A tabela 7.2 mostra dados gerais do Sistema, os dados energéticos estão em MWh, os horizontes estão em meses e os valores monetários são adimensionais sendo referentes ao menor custo incremental do sistema.

número de anos do histórico	50
número de afluências	5
número de estados	20
número de térmicas	5
número de despachos	20
Horizonte(meses)	12
nível mínimo(MWh)	1000
nível máximo(MWh)	20000
Geração hidráulica mínima(MWh)	500
Geração hidráulica máxima(MWh)	3500
taxa de desconto	1.01
Energia inicial(MWh)	4000 (janeiro)
afluência inicial(MWh)	800 (dezembro do ano anterior)
térmicas(MWh)	90 50 50 10 50 20000
custo incremental(\$)	1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 4.0 5.0 8.0
custo do déficit(\$)	20
carga mensal carga(MWh)	2800 (todos os meses)
desvio padrão da carga(MWh)	100 120 149 200 130 130 280 120 122 190 230 100

Tabela 7.2 Dados gerais do Sistema

As tabelas 7.3 a 7.6 mostram resultados dos algoritmos e das simulações para os objetivos déficit compensado e déficit forçado. Estas tabelas mostram a EENS

acumulada (MWh) para as condições forçada e compensada em função do estado inicial, nível reservatório E_p (MWh) nas colunas e afluência do período anterior A_{t-1} (MWh) correspondente a dezembro do ano anterior, nas linhas.

$E_p \backslash A_{t-1}$	300.0	2400.0	4500.0	6600.0
6700.0	5909.6	5638.7	5176.9	5162.1
7650.0	5380.8	5115.3	4654.5	4639.5
8600.0	4834.2	4584.3	4150.6	4136.6
9550.0	4328.2	4087.3	3663.1	3649.3
10500.0	3846.0	3617.5	3209.9	3196.5
11450.0	3365.2	3154.1	2775.7	2763.3
12400.0	2925.7	2728.6	2369.3	2357.4
13350.0	2530.9	2356.6	2048.8	2038.2

Tabela 7.3 Resultados do Algoritmo de Avaliação, EENS em trajetória compensada

$E_p \backslash A_{t-1}$	300.0	2400.0	4500.0	6600.0
6700.0	4015.4	3738.8	3182.1	3162.0
7650.0	3467.7	3223.8	2729.6	2711.7
8600.0	2931.8	2722.2	2293.0	2277.4
9550.0	2530.5	2347.6	1972.3	1958.7
10500.0	2147.8	1992.8	1675.0	1663.4
11450.0	1863.2	1726.5	1444.8	1434.5
12400.0	1604.9	1487.5	1245.3	1236.5
13350.0	1387.0	1283.7	1066.2	1058.3

Tabela 7.4 Resultados do Algoritmo de Avaliação, EENS em trajetória forçada

$E_p V_{t-1}$	300.0	2400.0	4500.0	6600.0
6700.0	5951.4	5680.8	5218.9	5202.7
7650.0	5409.8	5147.3	4686.6	4670.4
8600.0	4865.9	4619.6	4186.5	4171.3
9550.0	4364.6	4125.9	3701.0	3686.0
10500.0	3883.5	3653.4	3245.5	3231.0
11450.0	3402.8	3189.4	2810.2	2797.6
12400.0	2955.2	2756.2	2394.9	2382.5
13350.0	2544.7	2367.7	2052.8	2041.1

Tabela 7.5 Resultados da simulação de Monte-Carlo, EENS em trajetória compensada

$E_p V_{t-1}$	300.0	2400.0	4500.0	6600.0
6700.0	4046.4	3768.1	3212.6	3190.9
7650.0	3487.5	3245.4	2751.2	2732.2
8600.0	2950.9	2743.1	2311.0	2294.5
9550.0	2553.0	2369.5	1992.2	1977.8
10500.0	2166.0	2010.4	1691.1	1678.7
11450.0	1881.4	1744.0	1458.8	1448.5
12400.0	1614.3	1495.4	1251.2	1241.8
13350.0	1396.4	1291.7	1074.2	1065.8

Tabela 7.6 Resultados da Simulação de Monte-Carlo, EENS em trajetória forçada

Nas Tabelas notam-se as diferenças de resultados, tal como foi mencionado nas seções 5.2 e 5.3. O déficit em trajetória compensada é maior que o déficit em trajetória forçada. Tal fato era esperado, uma vez que a trajetória forçada corresponde à estratégia ótima. Os resultados produzidos em trajetória compensada mostram ao decisor o ônus de não cumprir a estratégia programada.

As tabelas também mostram que as diferenças entre os resultados de trajetória forçada e trajetória compensada diminuem com o aumento do estado inicial E_p . Esta tendência pode ser explorada em futuras investigações.

7.3 Universos das Grandezas Usadas nos Testes e Exemplo

Para a experimentação do modelo de decisão, selecionamos as variáveis exógenas: "vazão média anual", "desvio da vazão", "tendência da vazão média" e "carga", cada uma destas variáveis caracteriza um universo.

Para o universo "vazão média" têm-se os eventos "alto", "médio" e "baixo"; para o universo "tendência" têm-se os eventos, "decréscente", "estável e "crescente"; para o universo "desvio" têm-se os eventos, "curto", "normal" e "largo"; para o universo "carga" têm-se os eventos "leve", "normal" e "forte"; as Figuras 7.9, 7.10, 7.11 e 7.12 mostram estes universos.

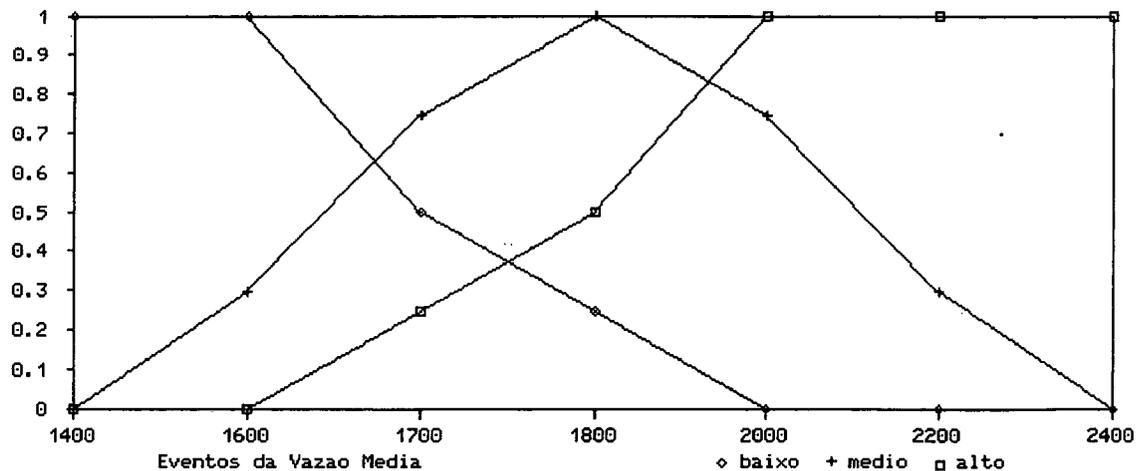


Figura 7.9 Eventos para vazão(MWh)

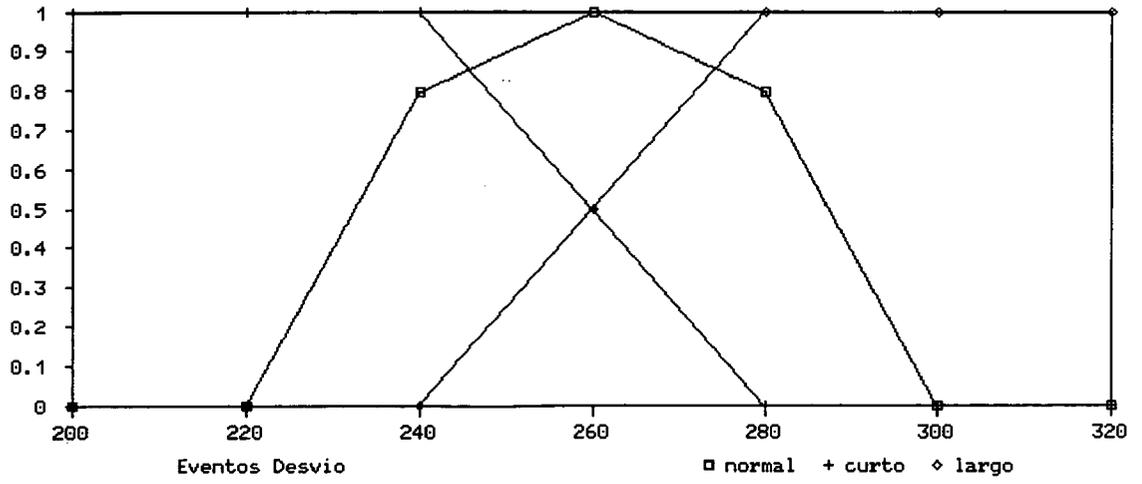


Figura 7.10 Eventos para Desvio da Vazão(MWh)

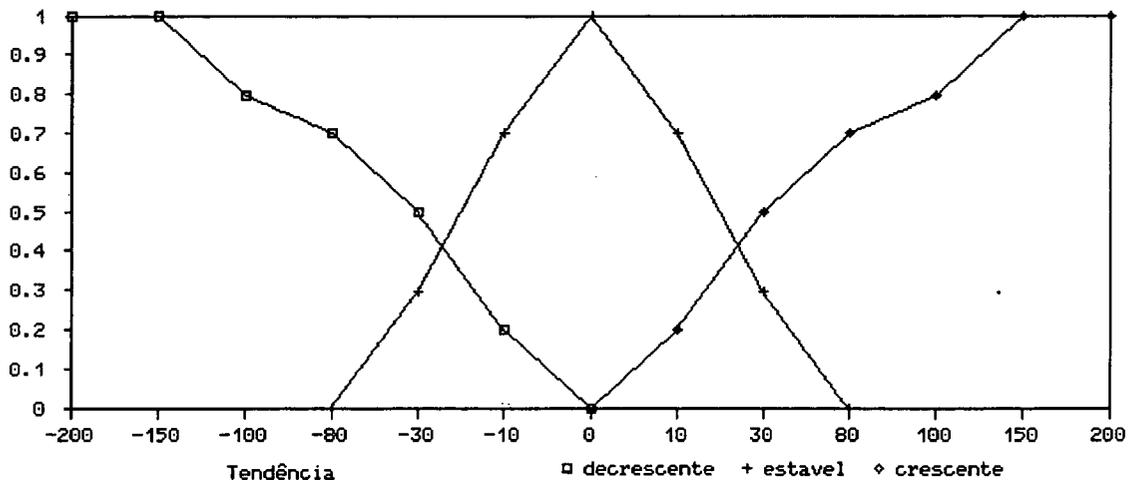


Figura 7.11 Eventos para Tendência(MWh/ano)

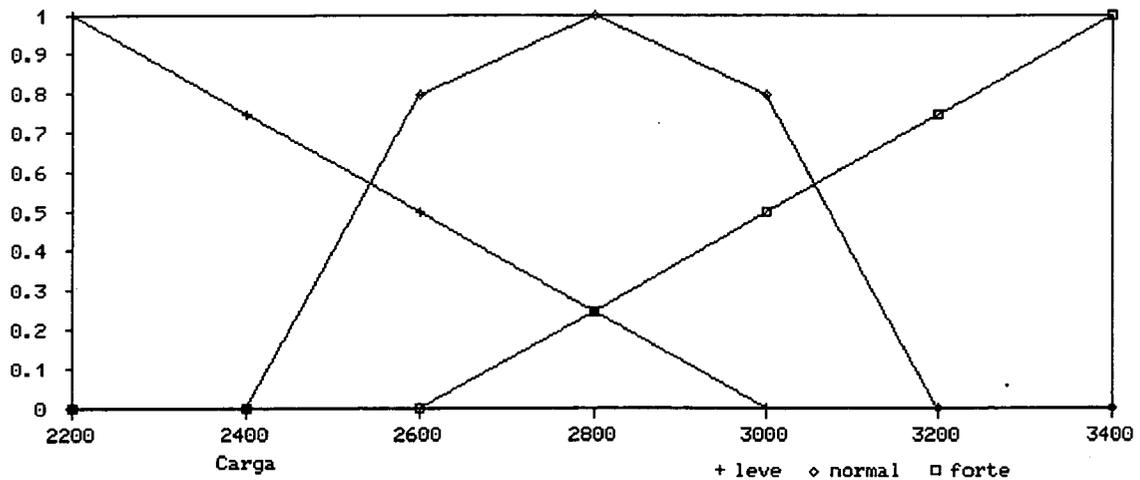


Figura 7.12 Eventos para carga(MWh)

7.4 Efeito da Participação das Térmicas no Sistema.

Nas tabelas do apêndice A são mostradas matrizes de resultados para diversas condições de participação térmica. Nota-se que quando existe pouca participação térmica no sistema (em torno de 10% da carga) o efeito do evento afluência é dominante, quanto aos resultados, de modo que pouco pode fazer o decisor.

A tabela A1 representa um sistema predominantemente hidráulico, com participação térmica em torno de 10% da carga. Nota-se que existem grandes variações nos resultados quando se percorre a matriz no sentido horizontal (eventos) e pouca variação no sentido vertical (programações). Nas tabela A2 e A3 têm-se participações térmicas de 20% e 40% da carga, nota-se um crescente aumento na capacidade do decisor em interferir nos resultados.

Na tabela A4 tem-se outra condição extrema; neste caso a capacidade de geração térmica em torno de 80% da carga, tem-se então uma situação oposta à primeira. Agora temos grandes variações no sentido das alternativas (colunas), e apesar de encontramos menores variações no sentido dos eventos, nota-se que o efeito das aleatoriedades é ainda considerável, seja no objetivo "déficit compensado"

ou no objetivo "custo real compensado". A tabela 7.7 mostra como evolui a controlabilidade do sistema, ou seja a capacidade do decisor de interferir nos resultados, definida como a máxima variação percentual encontrada nos resultados (quando se percorre a matriz de resultados no sentido das alternativas) em função das capacidade de geração térmica.

Geração Térmica, % da Demanda	Varição Percentual da EENS compensada
10	0.4
20	54
40	53
80	93

Tabela 7.7 Controlabilidade do Sistema em função da participação de Térmicas.

7.5 Efeito do Horizonte de Planejamento

Um questão importante que deve ser considerada, é quanto ao horizonte de planejamento. No caso do objetivo custo de geração, é possível, obter-se uma independência do horizonte de planejamento através da convergência do custo acumulado, geralmente conseguida pela aplicação de uma taxa de desconto. No caso do objetivo déficit acumulado, entretanto, a convergência pelo valor atual não é aplicável.

Uma alternativa que pode ser considerada para a convergência do déficit acumulado, é usar a convergência da média, onde o limite de tempo para o planejamento é definido pela invariância do valor médio do objetivo acumulado. A tabela 7.8 mostra o comportamento deste critério a partir de dados tirados dos resultados listados no apêndice B

EENS compensado acumulado (MWh)	34,9	619.30	660.60	675.35	685.59
Horizonte(meses)	12	36	48	60	96

Tabela 7.8 Convergência do Déficit Compensado pela média.

Por outro lado, a adoção da convergência pelo valor médio pode ser criticada, pelas razões já citadas na seção 2.4, pois estaríamos usando a média temporal de um processo não ergódico. Cabe então pesquisarmos outros critérios de convergência do horizonte de planejamento.

Nas tabelas do apêndice B nota-se que o horizonte de planejamento de um ano, não é suficiente para mascarar o efeito das condições iniciais, ou mais explicitamente, quer dizer que os resultados dependem das condições iniciais. Pode-se então pesquisar um horizonte de planejamento tal que se encontre invariância perante as condições iniciais. A tabela 7.9 mostra a convergência do déficit compensado pela invariância em relação às condições iniciais, quando usada a regra "max" e toma-se a relação entre o resultado para condição inicial de reservatório cheio e a condição inicial de reservatório vazio.

IC	14.29	1.5	1.38	1.29	1.18
horizonte(meses)	12	36	48	60	96

$$IC = \frac{\max(\text{para reservatório vazio})}{\max(\text{para reservatório cheio})}$$

Tabela 7.9 Convergência do Déficit Compensado pela invariância perante as condições iniciais.

7.6 Efeito da variância da Carga.

Nas aplicações usuais de programação dinâmica estocástica para o planejamento energético, costuma-se desconsiderar a variância da carga, usando-se seu valor médio como valor determinístico.

Normalmente esta simplificação é satisfatória, pois a inclusão da variância da carga aumentaria o esforço computacional sem grandes aumentos de precisão. Esta simplificação está baseada na propriedade de sistemas lineares,

$$E\{f(x)\} \cong f(E\{x\}).$$

No nosso caso o processo de discretização permite a inclusão da variância da carga sem grandes aumentos no esforço computacional. Isto pode ser obtido pela discretização do espaço amostral da carga em um universo lingüístico tal como foi mencionado na seção 5.4.

Para execução deste procedimento usamos como universo os eventos mostrados na Figura 7.8, e usamos cargas com distribuição normal. O efeito da variância da carga foi observado diretamente do exemplo mostrado em 7.9.

7.7 Efeito do Desvio da Afluência.

Um evento que pode ser considerado relevante para o planejamento energético, é a distribuição de afluências ao longo do ano. Este evento caracteriza a irregularidade das afluências mensais. A fluência média anual pode ser resultante de uma distribuição mensal uniforme ou de uma distribuição mensal muito irregular

Para verificação do efeito da variância da fluência anual usamos os universos mostrados na Figura 7.6. As matrizes de resultados para esta aplicação, mostradas nas tabelas do apêndice C, mostram pequenas variações no sentido das alternativas, tal como encontrado em sistemas com pouca capacidade térmica onde os resultados são pouco influenciados pelo decisor.

7.8 Efeito da Tendência no Planejamento Pluri-anual.

Como foi comentado na seção 5.5, existe um aspecto do planejamento a longo prazo a ser considerado quando se discretiza o espaço amostral, trata-se do problema pluri-anual. Neste caso assume-se que as variáveis exógenas não determinísticas variam ao longo do período de planejamento.

Para tratar do problema pluri-anual, implementamos eventos pluri-aneais, definidos pela tendência de crescimento da vazão média anual e da vazão média no

início do período.

O universo adotado está mostrado na Figura 7.7, e as matrizes de resultados para esta aplicação estão mostradas nas tabelas do apêndice D.

Nota-se que variações nas alternativas provocam grandes variações nos resultados, o que indica grande sensibilidade perante as ações do planejador. O gráfico na figura 7.13 mostra como varia o déficit esperado para as alternativas A1, A2 e A3, quando ocorrem os diversos eventos do espaço de decisão, "crescente", "estável" e "decréscante".

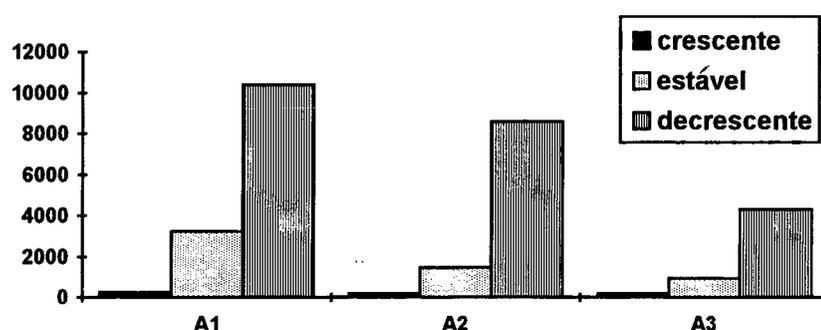


Figura 7.13- Variação do déficit no planejamento pluri-anual . (MWh)

7.9 Exemplo de Aplicação

Nesta seção será mostrado um exemplo de aplicação. Neste exemplo foram usados dados do Sistema Sul Brasileiro com 27 eventos. Os dados gerais estão mostrados na tabela 7.10. A relação de eventos e respectivos universos e grandezas estão listados na tabela 7.11. As funções de pertinência dos eventos são as mesmas mostradas nas figuras 7.9 a 7.12. As figuras 7.14 e 7.15 mostram os conjuntos objetivos empregados.

As tabela 7.12 mostra os resultados das alternativas para objetivo "custo esperado" e "déficit esperado" quando são utilizadas três regras mono-critério. A tabela 7.13 mostra a aplicação da interseção dos objetivos (regra multi-critério "min") a resultados avaliados pela regra "média-max" (Krelle), nesta pode-se notar como o

o modelo consegue classificar alternativas "boas" e "ruínas". Para este exemplo as alternativas de números 1 a 18 são "ruínas" enquanto as de número 19 a 27 são "boas"; os termos "boas" e "ruínas" são variáveis lingüísticas que indicam se a alternativas pertencem ou não ao conjunto decisão.

O conceito de pertinência deverá obedecer as definições descritas no capítulo 4. Após a aplicação da regra multi-critério o conjunto decisão "D" deve ser "defuzificado", Para tanto um "corte α " (seção 4.5) especificado pelo decisor/planejador deverá ser aplicado sobre ele. Após a "defuzificação" tem-se finalmente um conjunto de decisões satisfatórias pronto para ser usado.

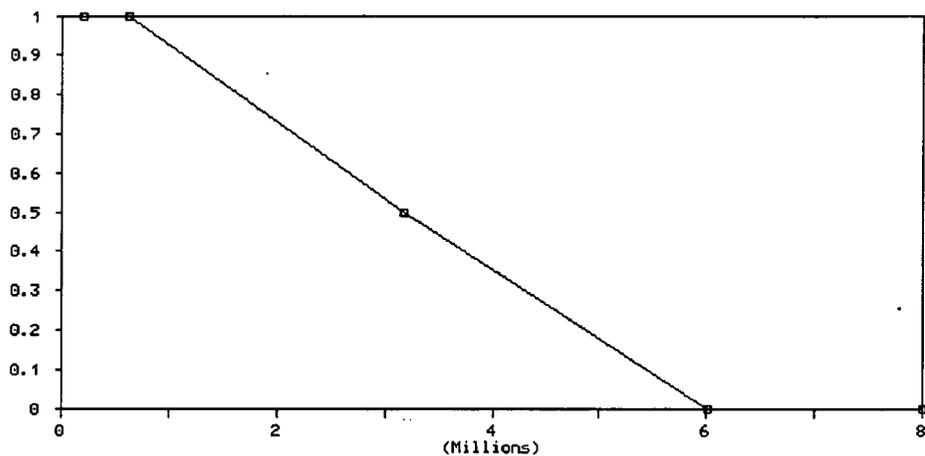


Figura 7.14 Objetivo Custo de Geração(\$)

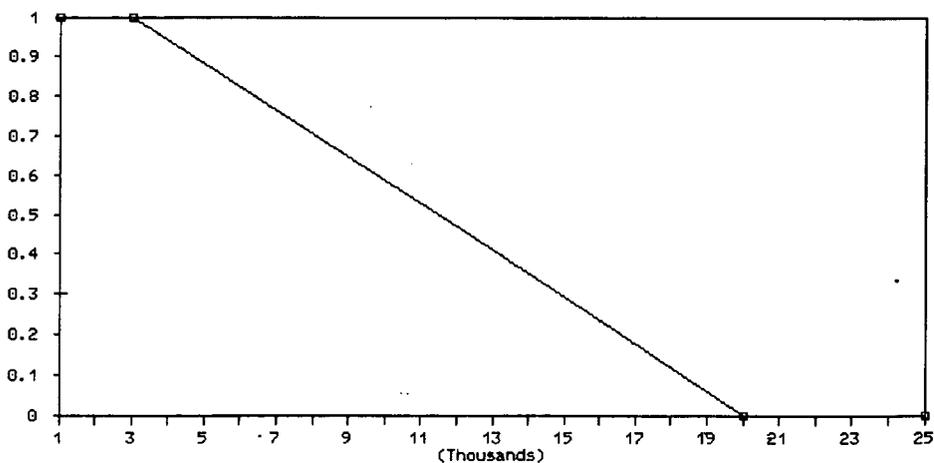


Figura 7.15 Objetivo Déficit Esperado EENS (MWh)

número de anos do histórico	50
número de pontos de afluições	5
número de estados	20
número de térmicas	8
número de despachos	20
Horizonte(meses)	60
nível mínimo	1000
nível máximo	20000
Geração hidráulica mínima	500
Geração hidráulica máxima	3500
taxa de desconto	1.01
Energia inicial	8000 (janeiro)
afluência inicial	1800(dezembro do ano anterior)
térmicas	320 250 132 100 126 20 70 66
custo incremental (\$)	1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 4.0 5.0 8.0
custo do déficit (\$)	20
carga mensal	3305 3286 3350 3370 3160 3010 3000 2980 2709 2600 2600 2600
desvio padrão da carga	300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Tabela 7.10 Dados do Sistema Sul Brasileiro.

Universo	Grandeza	Nome
energia	média	Alto
energia	média	médio
energia	média	baixo
energia	tendência	crescente
energia	tendência	estável
energia	tendência	decrecente
consumo	carga	média
consumo	carga	forte
consumo	carga	leve

Tabela 7.11- Eventos e Universos.

Objetivos	Déficit			Custo		
	média	média_max	max	média	média_max	max
media.alto.crescente	88087.7	9925.6	42638.2	17701625.1	1537512.4	5994539.8
media.alto.estavel	88087.7	9925.6	42638.2	17701625.1	1537512.4	5994539.8
media.alto.decrecente	84705.9	9600.3	42319.5	16635883.0	1502408.4	5966066.1
media.medio.crescente	81057.3	9522.8	41972.8	16022517.6	1472111.9	5864361.5
media.medio.estavel	81057.3	9522.8	41972.8	16022517.6	1472111.9	5864361.6
media.medio.decrecente	77798.1	9081.6	41511.0	15383119.3	1431537.1	5847902.7
media.baixo.crescente	77542.6	9226.9	41602.4	15308592.1	1429293.8	5798792.4
media.baixo.estavel	77542.6	9226.9	41602.4	15308592.1	1429293.8	5798792.4
media.baixo.decrecente	72912.3	8698.4	41036.4	14560427.9	1375941.0	5767390.8
forte.alto.crescente	215340.	18929.6	70044.4	35476230.3	3167382.7	9857188.2
forte.alto.estavel	215340.	18929.6	70044.4	35476230.3	3167382.7	9857188.2
forte.alto.decrecente	209346.	18625.2	69683.3	34918420.5	3132188.8	9823578.0
forte.medio.crescente	205693.	18427.5	69062.3	34989943.3	3138024.4	9854849.0
forte.medio.estavel	205693.	18427.5	69062.3	34989943.5	3138024.5	9854849.2
forte.medio.decrecente	201747.	18244.0	68892.9	34543777.4	3117756.4	9838612.1
forte.baixo.crescente	200909.	18145.6	68729.2	34389897.2	3097241.8	9811832.9
forte.baixo.estavel	200909.	18145.6	68729.2	34389897.1	3097241.7	9811832.9
forte.baixo.decrecente	198915.	18084.7	68725.9	34112604.4	3088901.7	9811389.3
leve.alto.crescente	28863.9	5160.1	25542.8	7846422.4	894942.9	4463564.2
leve.alto.estavel	28863.9	5160.1	25542.8	7846422.4	894942.9	4463564.2
leve.alto.decrecente	20513.4	4007.7	22570.1	5730606.3	733883.7	4110438.2
leve.medio.crescente	24341.3	4822.6	24660.1	6341301.5	830006.4	4276432.8
leve.medio.estavel	24341.3	4822.6	24660.1	6341301.6	830006.4	4276432.9
leve.medio.decrecente	17246.6	3608.6	21961.9	4924702.4	658756.3	3948901.2
leve.baixo.crescente	23039.4	4656.9	24274.7	6096603.4	811055.6	4253817.2
leve.baixo.estavel	23039.4	4656.9	24274.7	6096603.4	811055.6	4253817.2
leve.baixo.decrecente	15543.4	3333.8	21466.9	4607212.0	618086.1	3888920.9

Tabela 7.12 Objetivos Déficit e Custo para várias Regras mono-critério.

Alternativa(#)	Alternativa(nome)	Déficit	Custo	D= $O_1 \cap O_2$
#1	media,alto,crescente	0,570715	0,873309	0,570715
#2	media,alto,estavel	0,570715	0,873309	0,570715
#3	media,alto,decrecente	0,591176	0,878053	0,591176
#4	media,medio,crescente	0,596048	0,882147	0,596048
#5	media,medio,estavel	0,596048	0,882147	0,596048
#6	media,medio,decrecente	0,623798	0,887630	0,623798
#7	media,baixo,crescente	0,614659	0,887933	0,614659
#8	media,baixo,estavel	0,614659	0,887933	0,614659
#9	media,baixo,decrecente	0,023571	0,657812	0,023571
#10	forte,alto,crescente	0,036005	0,657024	0,036005
#11	forte,alto,estavel	0,047542	0,659763	0,047542
#12	forte,alto,decrecente	0,023571	0,657812	0,023571
#13	forte,medio,crescente	0,036005	0,657024	0,036005
#14	forte,medio,estavel	0,036005	0,657024	0,036005
#15	forte,medio,decrecente	0,047542	0,659763	0,047542
#16	forte,baixo,crescente	0,053730	0,662535	0,053730
#17	forte,baixo,estavel	0,053730	0,662535	0,053730
#18	forte,baixo,decrecente	0,057560	0,663662	0,057560
#19	leve,alto,crescente	0,870432	0,960143	0,870432
#20	leve,alto,estavel	0,870432	0,960143	0,870432
#21	leve,alto,decrecente	0,942908	0,981908	0,942908
#22	leve,medio,crescente	0,891657	0,968918	0,891657
#23	leve,medio,estavel	0,891657	0,968918	0,891657
#24	leve,medio,decrecente	0,968009	0,992060	0,968009
#25	leve,baixo,crescente	0,902080	0,971479	0,902080
#26	leve,baixo,estavel	0,902080	0,971479	0,902080
#27	leve,baixo,decrecente	0,985292	0,997556	0,985292

Tabela 7.13 Classificação das alternativas regra média_max(krelle).

CAPÍTULO VIII

CONCLUSÕES E PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Devido às peculiaridades do problema do planejamento energético, entre as quais destacam-se o pequeno número de realizações e a baixa probabilidade de ocorrência de uma realização específica, modelos de decisão baseados na minimização do valor esperado podem ser enganosos. Este trabalho teve por objetivo propor algumas alternativas. Neste contexto, foi desenvolvido um modelo de decisão multi-critério sob risco, baseado na discretização do espaço amostral, e tendo como suporte teórico as teorias da Decisão[8,16] e dos Conjuntos Difusos[3,7].

O modelo proposto tem a capacidade de distinguir as programações de geração "boas" das "más", leva em consideração o baixo número de realizações e trabalha com probabilidades substancialmente maiores.

O modelo permite a representação das imprecisões inerentes aos objetivos de longo prazo e análise simultânea de qualquer número de objetivos.

8.1 Conclusões

Para ilustrar a validação do modelo proposto, apresentamos alguns resultados referentes aos objetivos "custo de geração térmica" e "custo do déficit". A tabela 8.1 apresenta uma matriz de resultados para o objetivo "custo de geração térmica + custo do déficit". Nas colunas estão os nomes dos estados de decisão, representativos da afluência energética média anual, "UNIÃO", "alto", "médio" e "baixo", nas linhas estão as alternativas calculadas pela programação dinâmica estocástica, que recebem o nome estado para o qual foram calculadas.

Nota-se na tabela que, para a coluna do estado "UNIÃO", a alternativa chamada "UNIÃO" fornece o melhor resultado. Este fato era esperado, como para um determinado estado, foi usada programação dinâmica estocástica para o cálculo da programação de geração, esta programação será ótima para este estado. Como consequência a matriz de resultados para este objetivo terá o mínimo na diagonal.

Acontece que o estado "UNIÃO" não ocorre na realidade, ele é de fato a união de todos o estados discretizados. Na prática tem-se a ocorrência de estados subconjuntos do estado "UNIÃO". No caso em questão, os estados "alto", "médio" e "baixo".

Quando se analisa a matriz de resultados diante da ocorrência de estados reais, nota-se que a alternativa "UNIÃO" não é mais a ótima. Tem-se então uma alternativa ótima para cada estado, que por sua vez, não será ótima para os demais estados. A escolha da melhor alternativa dependerá da regra de decisão adotada.

O símbolo @ indica a melhor alternativa segundo a regra "média", o símbolo \$ indica a melhor alternativa segundo a regra "média-max" e o símbolo # indica a melhor alternativa segundo a regra "max". Para este exemplo, a alternativa "UNIÃO" será a ótima segundo as regra "média" e "média-max" e a alternativa "baixo" será a ótima segundo a regra "max".

Alternativa\estado	UNIÃO	alto	médio	baixo
UNIÃO@\$	36219.21	14950.21	34973.51	79535.33
alto	36440.09	14844.01	35078.96	79745.17
médio	41133.95	23638.31	34953.97	79579.97
baixo#	45862.02	31475.12	38317.19	78848.47

Tabela 8.1 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados

Objetivo "custo de geração + custo do déficit"(\$).

Nas tabelas 8.2 e 8.3 estão mostradas matrizes de resultados para os objetivos "déficit de energia esperado" e "custo de geração térmica". Nota-se que existe também uma relação de dependência entre a regra de decisão com os objetivos.

Para o objetivo "custo de geração" a melhor alternativa será a programação de geração "UNIÃO" segundo as regras de decisão "média" e "média-max", ou será a programação de geração "baixo" segundo a regra "max".

Para o objetivo "déficit de energia" a melhor alternativa será a programação de geração "alto" segundo as regras de decisão "média" e "média-max", ou será a programação de geração "médio" segundo a regra "max".

Alternativa\estado	UNIÃO	alto	médio	baixo
UNIÃO@\$	1354.92	354.77	1280.13	3433.31
alto	1372.11	359.57	1288.51	3442.22
médio	1597.89	780.87	1282.59	3436.55
baixo\$	1810.18	1144.19	1432.11	3383.26

Tabela 8.2 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados

Objetivo "déficit de energia" (MWh).

Alternativa\estado	UNIÃO	alto	médio	baixo
UNIÃO	9120.69	7854.78	9370.77	10868.97
alto@\$	8997.82	7652.56	9308.75	10900.60
médio\$	9176.04	8020.73	9302.01	10848.79
baixo	9658.26	8591.14	9674.94	11183.26

Tabela 8.3 Comparação entre estado Único e estados de hidrologia discretizados

Objetivo "custo de geração" (\$).

Como conclusão, tem-se que nem sempre o modelo de decisão baseado unicamente na minimização do valor esperado é satisfatório, e uma análise multi-critério pode ser imprescindível. Estas conclusões atestam a validade da proposta do trabalho.

Os valores das tabelas 8.1, 8.2 e 8.3 foram extraídos do apêndice "E" que corresponde a uma condição de participação térmica de 20% da demanda total.

O exemplo completo mostrado em 7.9 gera grandes quantidades de informação e as alternativas, de #1 até #27 apresentam uma escala nominal. Esta condições impõem ao planejador uma grande dificuldade de análise. Ainda assim, o modelo proposto se comportou satisfatoriamente, conseguiu identificar a melhor alternativa. O esforço foi satisfatório, gastou 45 minutos em uma estação SUN Sparc II e 15 minutos num Convex 200, ocupando cerca de 20 Mb de espaço em disco.

Dos testes efetuados com o modelo concluiu-se:

Da percentagem de participação térmica no sistema notou-se que ela afeta diretamente a capacidade do decisor em controlar o processo. Em sistemas com pequena percentagem de participação térmica, os efeitos da escolha do decisor pouco variam com variação de cenários futuros.

O efeito da variância do consumo mensal é extremamente importante. No exemplo mostrado na seção 7.6, nota-se que o estado carga "forte" altera substancialmente a escolha da alternativa "ótima".

Quanto ao horizonte de planejamento notou-se uma invariância dos resultados da ação do decisor em relação à variação dos estados iniciais, para horizontes maiores que 36 meses. Isto quer dizer, que após 36 meses, o resultado futuro devido à ação do decisor não depende do estado inicial.

No caso da variância da afluência anual notou-se que este estado só tem

influência no resultado final em sistemas com pequeno reservatório (< 4 meses de consumo).

O efeito da tendência da afluência média anual, por outro lado, para um sistema com 80% de participação térmica, afeta consideravelmente o processo de decisão.

8.2 Propostas para Trabalhos Futuros

Como possíveis continuações do atual trabalho pode-se propor:

1- Aplicação da Discretização Difusa ao Planejamento da Operação.

Uma ferramenta probabilística razoavelmente desenvolvida para o planejamento da operação é o Fluxo de Potência Probabilístico. A aplicação da discretização difusa às cargas do sistema, tal como descrito na seção 5.3 associada ao fluxo de potência convencional, pode ser uma alternativa para a visualização do comportamento do sistema para os estados relevantes.

2- Aplicação da Discretização Difusa a outras ferramentas.

Ferramentas computacionais de Sistemas de Potência: tais como no fluxo de potência, estudos de curto circuito e de estabilidade, poderiam ser incrementadas pela aplicação combinada com a discretização difusa.

3- Implementação de Outros Objetivos

Implementação de outros objetivos ao problema do planejamento energético. O modelo de decisão proposto permite a discriminação de uma série de Programações de Geração. Estas programações podem ser avaliadas segundo qualquer outro objetivo, mesmo os de médio e curto prazo.

4- Modelos de Previsão usando Relações Difusas.

Nos caso em que os modelos Estocásticos de previsão não apresentam bons resultados, a introdução de Equações Relacionais Difusas nos modelo de previsão pode ser vantajosa.

5- Aperfeiçoamento do Banco de Dados e da interface Homem-Máquina.

Para implementação do modelo de decisão proposto foi construído um Sistema de Apoio à Decisão, constituído pelo modelo de decisão propriamente dito, um banco de dados e de uma interface homem-máquina. Como continuação do trabalhos sugere-se o aperfeiçoamento da interface e do banco de dados.

6- Utilização da Programação Dinâmica Determinística

Como no modelo proposto, os estados difusos já consideram os efeitos das incertezas, a substituição da programação dinâmica estocástica pela programação dinâmica determinística pode ser experimentada.

As vantagens da programação determinística seriam: melhor detalhamento do modelo hidrotérmico, redução das dimensões do banco de dados das estratégias ótimas e maior rapidez de processamento.

7-Aumento do número de alternativas por modificação das estratégias do modelo original

No presente trabalho a matriz de decisão é quadrada, quer dizer, o número de alternativas é igual ao número de estados.

A utilização de uma matriz de decisão retangular, com número de alternativas maior que o número de estados, pode ser investigada. Como método de geração das alternativas adicionais, pode ser proposta a inclusão de diversas políticas de compensação de déficit.

8- Divisão do horizonte de planejamento

Devido ao efeito de invariância em relação às condições iniciais (7.4), pode-se propor para investigação futura a divisão do horizonte de cinco anos em múltiplos períodos de um ou dois anos.

Bibliografia

- [1]- Araripe N. F. T, Pereira M. V. F. (1985) "A Risk-Constrained Stochastic Dynamic Programming Approach to the Operation Planning of Hydrothermal Systems". IEEE -PAS 104, vol 2, pp 273/279.
- [2]- Bellman R. & Giert A.(1975)- "On Analytic Formulation of the Theory of Fuzzy Sets". Information Science, vol 5, pp 149/157.
- [3]- Bellman R. & Zadeh L. -"Decision-Making in Fuzzy Environment".(1970)- Management Science, vol 17, pp b-141/b-164.
- [4]- Billinton R. & Allan R.(1984)- "Reliability Evaluation of Power Systems ". Plenum Press.
- [5]- Chen-Wu-Ho.(1987)- " Fuzzy Model Identification and Self Learning for Dynamic Systems". IEEE -SMC vol 17, pp 683/689.
- [6]- CEPEL/ELETROBRÁS(1980)-"Modelo a Sistema Equivalente Descrição Geral", Relatório Técnico 1705/80.
- [7]- Dubois D. & Prade H.(1980)- "Fuzzy Sets and Systems Theory and Applications ". Academic Press.
- [8]- Holloway C.A.(1979) - "Decision Making Under Uncertainty"- Prentice Hall.
- [9]- Kaufmann A.(1973) -"Introducion à la Théorie de Sous-Ensemble Flou". vol 1 Masson et Cie.
- [10]- Kaufmann A.(1967)- "Graph, Dynamic Programming and Finite Games". Academic Press .
- [11]- Negoita C. V.(1985)-"Expert Systems and Fuzzy Systems". Benjamin Cummings

Publishing.

- [12]- Palmeira P.F.M & Zürn H.H.(1989)-"Utilização de Técnicas de Identificação de Sistemas Difusos como Auxílio ao Planejamento Energético em Sistemas de Potência". 8^o Congresso Brasileiro de Automática pp 678/683.
- [13]- Pereira M. V .(1985)-"Optimal Scheduling of Hydrothermal System", IFAC Electric Energy Systems, Rio de Janeiro, pp 1/985.
- [14]- Pereira M. V. F. & Pinto L. M. V. C.(1988)-" A Decomposition Approach to the Economic Dispatch of Hydrothermal Systems ". IEEE PAS 101. N- 10, pp 3851/3860.
- [15]- de Melo F. P.(1977)-"Operação Economica e Planejamento de Sistemas Elétricos"- série PTI vol 9 -Eletrobrás UFSM.
- [16]- Raiffa H.(1977)-"Teoria da Decisão"- Editora Vozes.
- [17]- Sullivan A.(1977)-"Power Systems Planning"- Willey & sons.
- [18]- Tavares L. V.(1986)-" A Decision Support System for Power Generation". European Journal of Operational Research (EJOR) pp 373/394.
- [19]- Witold Pedrycz.(1984)-"Identification in Fuzzy Systems". IEEE -SMC vol 14, pp361/366.
- [20]- Zadeh L.(1985)- "Fuzzy Sets ". Information and Control, vol 8, pp 338/353.

Apêndice A

Efeito da Participação Térmica

Este apêndice mostra o efeito da participação térmica descrito na seção 7.4.

térmica 10%

numero_de_anos_do_historico	50
numero_de_pontos_das_afluencias	5
numero_de_estados	20
numero_de_termicas	5
numero_de_despachos	40
Horizonte(meses)	12
nivel_minimo	1000
nivel_maximo	20000
Geracao_hidraulica_minima	500
Geracao_hidraulica_maxima	3500
taxa_de_juros	1.00
Energia_inicial	8000
afluencia_inicial	1800
restricao	-1
termicas	
90 50 50 100 50 20000	
custo_incremental	
1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 40.0	
carga_mensal_carga	
2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800	
desvio_da_carga	
300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000	

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	1751.488241	4770.661544	8431.765711
medio.total	1744.109543	4772.007173	8433.738588
baixo.total	1743.123372	4771.855559	8433.724274

tabela A1

Matriz de Resultados para o custo_real_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	2004.657050	3555.758005	4606.258542
medio.total	2020.736020	3535.589784	4594.012740
baixo.total	2066.068976	3546.164327	4594.226953

Relatório A1

térmicas 20%

100 100 100 200 150 20000

custo_incremental

1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0

carga_mensal

2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	558.418812	2189.815729	5278.840244
medio.total	287.570333	1443.427188	4038.233527
baixo.total	255.089172	1321.903740	3891.489236

tabela A2

Matriz de Resultados para o custo_real_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	4800.234427	7181.417565	9118.033755
medio.total	5893.205998	8435.706979	10719.124824
baixo.total	6498.736610	8868.697760	10956.519451

Relatório A2

térmicas 40%

200 200 200 200 300 20000

Matriz de Resultados para o custo_incremental

1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0

carga_mensal

2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	401.962878	1608.865713	3926.292229
medio.total	208.149449	1058.493346	3015.655686
baixo.total	187.054677	985.515641	2929.794390

tabela A3

Matriz de Resultados para o custo_real_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	4148.325670	6926.163731	10454.738043
medio.total	4829.665565	7287.270055	10663.108454
baixo.total	5546.483533	7511.353708	10670.383859

Relatório A3

termicas 80%

400 400 400 400 600 20000

custo_incremental

1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0

carga_mensal

2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	51.677365	244.573924	633.513514
medio.total	13.294124	75.032928	275.864325
baixo.total	2.520230	16.996802	91.056096

tabela A4

Matriz de Resultados para o custo_real_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	5892.577984	11094.020248	17924.048863
medio.total	7229.971672	10719.122873	16594.024894
baixo.total	9705.056445	12489.598972	17209.031100

Relatório A4

Apêndice B

Efeito do Horizonte

Este apêndice mostra os testes com relação ao horizonte de planejamento citados na seção 7.5.

numero_de_anos_do_historico	50
numero_de_pontos_das_afluencias	5
numero_de_estados	20
numero_de_termicas	5
numero_de_despachos	40
Horizonte(meses)	12
nivel_minimo	1000
nivel_maximo	20000
Geracao_hidraulica_minima	500
Geracao_hidraulica_maxima	3500
taxa_de_juros	1.00
Energia_inicial	8000
afluencia_inicial	1800
restricao	-15000
termicas	
100 100 100 200 150 20000	
custo_incremental	
1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0	
carga_mensal	
2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800	
desvio_da_carga	
300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000	

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

horizonte 12 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	558.418812	2189.815729	5278.840244
medio.total	287.570333	1443.427188	4038.233527
baixo.total	255.089172	1321.903740	3891.489236

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	3441.201730	1912.574982	5278.840244
medio.total	2353.574502	1393.067065	4038.233527
baixo.total	2351.539911	1392.438620	3891.489236

Relatório B0

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 1000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 12 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	4353.738882	8713.635139	10776.489022
medio.total	4305.701497	8697.988952	10767.564280
baixo.total	4305.566249	8697.988135	10767.563854

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	9315.383617	4100.551061	10776.489022
medio.total	9287.038547	4097.155116	10767.564280
baixo.total	9286.985646	4097.154955	10767.563854

Relatório B1

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 20000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 12 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	16.272056	292.302820	754.552180
medio.total	4.727737	89.108536	262.207219
baixo.total	1.433552	34.101488	129.624384

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	411.758926	287.113896	754.552180
medio.total	137.680042	99.772207	262.207219
baixo.total	63.684826	49.323245	129.624384

Relatório B2

horizonte 36 meses

Caso basico

Valores iniciais

Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

horizonte 36 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	3155.147444	17100.132723	23921.681019
medio.total	2057.448167	15449.123185	22310.015565
baixo.total	1933.032269	15412.303619	22297.675227

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	17248.081816	9102.414923	23921.681019
medio.total	15541.049309	8489.161713	22310.015565
baixo.total	15473.235423	8484.466103	22297.675227

Relatório B3

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 1000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 36 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	7496.580223	22775.221750	29746.583431
medio.total	6837.088521	22476.378690	29600.747993
baixo.total	6798.334806	22473.959675	29600.285878
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	23444.410498	11318.842715	29746.583431
medio.total	23012.375109	11263.351018	29600.747993
baixo.total	22996.202668	11263.175179	29600.285878

Relatório B4

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 20000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 36 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	1711.133633	12831.810168	18765.323949
medio.total	1066.481455	11525.977737	17444.281996
baixo.total	853.973684	10801.863591	16704.361069

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	12998.437915	7140.374650	18765.323949
medio.total	11717.294096	6637.706298	17444.281996
baixo.total	11060.240278	6356.159726	16704.361069

Relatório B5

horizonte 48 meses

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

horizonte 48 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	4485.020686	24117.476144	33404.068186
medio.total	2980.038656	22314.317027	31722.556855
baixo.total	2773.098617	22273.978937	31709.771900
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	24212.537033	12710.548581	33404.068186
medio.total	22259.505300	12070.718386	31722.556855
baixo.total	22158.119233	12065.853596	31709.771900

Relatório B6

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 1000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 48 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	8856.707526	29792.806268	39228.935711
medio.total	7819.391462	29343.697617	39013.344684
baixo.total	7721.813785	29338.672565	39012.475161

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	30420.673648	14926.963098	39228.935711
medio.total	29754.851400	14844.928772	39013.344684
baixo.total	29714.674296	14844.597911	39012.475161

Relatório B7

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 20000.00 Afluencia inicial = 300.00

horizonte 48 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	2975.835986	19847.160004	28247.547401
medio.total	1910.512403	18379.567730	26855.767594

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	19936.769684	10748.446014	28247.547401
medio.total	18400.208325	10218.861272	26855.767594
baixo.total	17692.557469	9936.754158	26114.373531

Relatório B8

horizonte 60 meses

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

horizonte 60 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	5816.324975	31135.022008	42886.438834
medio.total	3902.792073	29181.300300	41135.166206
baixo.total	3608.870201	29138.182433	41121.971138

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	31177.622461	16318.675954	42886.438834
medio.total	28978.774780	15652.300958	41135.166206
baixo.total	28842.401366	15647.280116	41121.971138

Relatório B9

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 1000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 60 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	10196.58403	36810.360640	48711.263214
medio.total	8763.200639	36210.832852	48425.913444
baixo.total	8591.324343	36203.132086	48424.635211

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	37389.067881	18535.074054	48711.263214
medio.total	36482.326169	18426.495899	48425.913444
baixo.total	36412.119192	18426.009520	48424.635211

Relatório B10

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 20000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 60 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	4288.552826	26864.635494	37729.873529
medio.total	2805.387765	25245.719604	36268.310082
baixo.total	2374.451912	24503.631134	35526.473665

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	26894.606951	14356.556447	37729.873529
medio.total	25108.312883	13800.418401	36268.310082
baixo.total	24358.611280	13518.142968	35526.473665

Relatório B11

horizonte 96 meses

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

horizonte 96 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	8262.422744	31574.164863	66750.313470
medio.total	6728.143545	28928.671222	64906.699157
baixo.total	5922.877983	28498.400745	64665.522777
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	37681.688268	21617.022267	66750.313470
medio.total	35412.352392	21019.969615	64906.699157
baixo.total	34846.916202	20941.864886	64665.522777

Relatório B12

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 1000.00 Afluencia inicial = 300.00

horizonte 96 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	12667.240825	36988.980719	72650.550522
medio.total	11581.424317	35361.635572	72105.144145
baixo.total	10936.553021	35204.487881	72040.188048
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	43505.294169	23527.808136	72650.550522
medio.total	42244.944649	23351.178826	72105.144145
baixo.total	41909.997746	23330.142859	72040.188048

Relatório B13

Caso basico

Valores iniciais: Energia= 20000.00 Afluencia inicial = 300.00
 horizonte 96 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	alto.total	medio.total	baixo.total
	0.387505	0.407388	0.323849
alto.total	6732.996083	28002.493891	61527.489280
medio.total	5575.570420	25754.544755	60152.852872
baixo.total	4659.645106	24642.775662	58932.764021

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
alto.total	33942.565504	19925.615876	61527.489280
medio.total	32133.095144	19480.441250	60152.852872
baixo.total	30930.123564	19085.316695	58932.764021

Relatório B14

Apêndice C

Efeito Desvio

Este apêndice mostra o efeito do desvio da afluência descrito na seção 7.7.

numero_de_anos_do_historico	50
numero_de_pontos_das_afluencias	5
numero_de_estados	20
numero_de_termicas	5
numero_de_despachos	40
Horizonte(meses)	12
nivel_minimo	1000
nivel_maximo	7000
Geracao_hidraulica_minima	500
Geracao_hidraulica_maxima	3500
taxa_de_juros	1.00
Energia_inicial	5000
afluencia_inicial	1800
restricao	-15000
termicas	
100 100 100 200 150 20000	
custo_incremental	
1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0	

carga_mensal

2800 3000 3200 3200 2800 2800 2600 2600 2400 2600 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso segundo

Valores iniciais: Energia= 5000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	2538.304883	2658.237676	4059.843010
total.uni.normal	2541.999975	2662.471807	4072.694683
total.uni.estreito	2522.985394	2643.169290	4013.382477
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	5072.140276	2705.035506	4059.843010
total.uni.normal	5084.280249	2713.598456	4072.694683
total.uni.estreito	5027.248662	2674.079286	4013.382477

Matriz de Resultado para o custo_real_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	8948.097509	9584.928870	10617.755344
total.uni.normal	8953.391363	9497.585297	10524.070256
total.uni.estreito	9557.555532	10163.796295	11082.658165
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	15496.115915	7074.511287	10617.755344
total.uni.normal	15405.204143	7012.089787	10524.070256
total.uni.estreito	16352.857103	7384.271697	11082.658165

Relatório CO

carga_mensal

2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso segundo

Valores iniciais: Energia= 5000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	2679.033604	2835.075376	4338.445159
total.uni.normal	2680.154074	2835.046458	4336.933592
total.uni.estreito	2673.540709	2829.417945	4325.881408
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	5399.608862	2890.665518	4338.445159
total.uni.normal	5399.213939	2889.658374	4336.933592
total.uni.estreito	5386.149521	2882.294408	4325.881408

Matriz de Resultado para o custo_real_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	7355.521725	7890.870166	8946.844977
total.uni.normal	7430.572806	7882.403241	8951.077271
total.uni.estreito	7738.825803	8150.340098	9103.455843
Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	12888.200922	5961.199304	8946.844977
total.uni.normal	12929.678586	5964.019242	8951.077271
total.uni.estreito	13298.919630	6065.547663	9103.455843

carga_mensal

2600 2600 2400 2600 2800 2800 2800 3000 3200 3200 2800 2800

desvio_da_carga

300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000

Caso segundo

Valores iniciais: Energia= 5000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	2285.655919	2386.008988	3801.262691
total.uni.normal	2285.166429	2382.080846	3789.206547
total.uni.estreito	2275.606892	2373.739615	3768.606824

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	4661.491787	2532.745853	3801.262691
total.uni.normal	4651.773284	2524.712956	3789.206547
total.uni.estreito	4629.734073	2510.987553	3768.606824

Matriz de Resultado para o custo_real_compensado

	total.uni.largo	total.uni.normal	total.uni.estreito
	0.555684	0.359866	0.666291
total.uni.largo	8348.331092	9035.997240	10124.704561
total.uni.normal	8470.112138	9065.854342	10166.217161
total.uni.estreito	8906.771234	9471.612038	10426.351502

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.largo	14636.778349	6745.996152	10124.704561
total.uni.normal	14742.854141	6773.655610	10166.217161
total.uni.estreito	15304.842097	6946.980693	10426.351502

Relatório C2

Apêndice D

Efeito Tendência

Este apêndice mostra o efeito de eventos pluri-anuais citados na seção 7.8.

numero_de_anos_do_historico	50
numero_de_pontos_das_afluencias	5
numero_de_estados	20
numero_de_termicas	5
numero_de_despachos	40
Horizonte(meses)	60
nivel_minimo	1000
nivel_maximo	20000
Geracao_hidraulica_minima	500
Geracao_hidraulica_maxima	3500
taxa_de_juros	1.00
Energia_inicial	8000
afluencia_inicial	1800
restricao	-15000
termicas	
400 400 400 400 600 20000	
custo_incremental	
1.00 1.50 2.00 2.50 3.00 20.0	
carga_mensal	
2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800 2800	
desvio_da_carga	
300 400 300 600 1200 2000 2000 1200 1100 1000 1000 1000	

Caso ten

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluência inicial = 1800.00

horizonte 60 meses

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	total.uni.alto	total.uni.estavel	total.uni.baixo
	0.329687	0.421591	0.441947
total.uni.alto	255.633153	3252.850078	10406.117985
total.uni.estavel	209.130714	1473.908977	8594.047483
total.uni.baixo	198.978120	944.199299	4332.927223

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.alto	6054.599052	4598.948463	10406.117985
total.uni.estavel	4488.444204	3798.110065	8594.047483
total.uni.baixo	2378.588688	1914.922454	4332.927223

Matriz de Resultados para o custo_real_compensado

	total.uni.alto	total.uni.estavel	total.uni.baixo
	0.329687	0.421591	0.441947
total.uni.alto	44135.096332	80709.688585	95563.047876
total.uni.estavel	44149.540020	75692.329669	95955.431239
total.uni.baixo	50727.446250	78184.317165	109568.895111

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
total.uni.alto	90810.993042	42233.764095	95563.047876
total.uni.estavel	88873.895071	42407.176587	95955.431239
total.uni.baixo	98109.568208	48423.600660	109568.895111

Relatório D0

Apêndice E

Efeito da Superposição de Eventos

Este apêndice mostra a comperação entre evento único e um conjunto de eventos discretizados.

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00
 Período= 12

deficit forçado EENS

	uniao.total	alto.total	medio.total	baixo.total
uniao.total	1354.92	354.77	1280.13	3433.31
alto.total	1372.11	359.57	1288.51	3442.22
medio.total	1597.89	780.87	1282.59	3436.55
baixo.total	1810.18	1144.19	1432.11	3383.26

Alternativa/regra	media	media_max	max
uniao.total	3525.02	1459.24	3433.31
alto.total	3551.97	1463.03	3442.22
medio.total	3997.76	1597.89	3436.55
baixo.total	4442.20	1810.18	3383.26

Relatório E0

custo + déficit

	uniao.total	alto.total	medio.total	baixo.total
uniao.total	36219.21	14950.21	34973.51	79535.33
alto.total	36440.09	14844.01	35078.96	79745.17
medio.total	41133.95	23638.31	34953.97	79579.97
baixo.total	45862.02	31475.12	38317.19	78848.47

Alternativa/regra	media	media_max	max
uniao.total	92250.10	36219.21	79535.33
alto.total	92546.46	36440.09	79745.17
medio.total	101812.26	41133.95	79579.97
baixo.total	111781.71	45862.02	78848.47

Relatório E1

custo forçado

	uniao.total	alto.total	medio.total	baixo.total
uniao.total	9120.69	7854.78	9370.77	10868.97
alto.total	8997.82	7652.56	9308.75	10900.60
medio.total	9176.04	8020.73	9302.01	10848.79
baixo.total	9658.26	8591.14	9674.94	11183.26

Alternativa/regra	media	media_max	max
uniao.total	21749.63	9120.69	10868.97
alto.total	21507.03	8997.82	10900.60
medio.total	21856.95	9176.04	10848.79
baixo.total	22937.66	9658.26	11183.26

Relatório E2

Caso uniao

Valores iniciais: Energia= 8000.00 Afluencia inicial = 1800.00

Periodo= 12

Matriz de Resultados para o deficit_compensado

	uni.total	alto.total	medio.total	baixo.total
	1.000000	0.387505	0.407388	0.323849
uni.total	2206.518	546.39828	2181.38239	5273.559035
alto.total	2235.034	558.41881	2189.81572	5278.840244
medio.total	1504.886	287.57033	1443.42718	4038.233527
baixo.total	1394.948	255.08917	1321.90374	3891.489236

Alternativa/regra	media	media_max	minimax
uni.total	5014.756769	2206.518874	5273.559035
alto.total	5053.076567	2235.034701	5278.840244
medio.total	3512.134632	1504.886885	4038.233527
baixo.total	3292.579720	1394.948773	3891.489236

Relatório E0