

2

Estado da Arte em Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos

2.1.

Planejamento de Sistemas Hidrotérmicos

O planejamento e operação adequados de um sistema de energia elétrica representam um compromisso entre a minimização dos custos de investimentos e operação e o atendimento a padrões de qualidade da energia final entregue ao consumidor, previamente estabelecidos. A qualidade da energia está relacionada com a continuidade no fornecimento e ao cumprimento de requisitos de tensão e frequência (FORTUNATO *et al.*, 1990).

Desta forma, planejar sistemas hidrotérmicos significa suprir de forma eficiente e mais econômica possível a demanda de energia elétrica, levando em consideração, os custos de produção de cada unidade geradora, além de considerar o custo de déficit de energia, que representa o não atendimento à demanda. Este custo é um valor estimado que representa o impacto do não suprimento do mercado de energia. Este custo é estimado pela Empresa de Pesquisa Energética – EPE. O valor atual considerado para patamar único de déficit é de R\$ 2.900,00 (EPE, 2009). Os modelos computacionais atualmente utilizados contemplam a utilização de custos de déficit diferenciados de acordo com a profundidade do valor esperado do corte de carga (CEPEL, 2001), (CEPEL, 2009), (MARCATO, 2002).

As usinas hidrelétricas utilizam a energia potencial da água estocada em reservatório para gerar energia. Sua capacidade de produção depende de diversos fatores, tais como a altura da queda e eficiência do gerador. Sua localização depende de aflúncias e desníveis adequados, fazendo com que seja instalada, muitas vezes, distante do centro de consumo da energia.

De acordo com sua capacidade de regularização, as usinas hidrelétricas podem ser classificadas como usinas a fio d'água ou

usinas com reservatório. As usinas a fio d'água são aquelas que apresentam regularização de vazões diárias ou semanais. Por outro lado, as usinas com reservatórios podem apresentar regularização de descargas de um mês, um ano ou mesmo vários anos (MORAES, 2007).

Observa-se que o custo de geração das usinas hidrelétricas é considerado como sendo nulo, já que não existe, à priori, um custo para o uso da água (SOUZA, 2008).

As usinas termelétricas são divididas em convencionais e nucleares. As convencionais são aquelas que utilizam combustíveis fósseis, tais como gás natural, óleo, carvão. Por outro lado, as nucleares utilizam a fissão nuclear do urânio para a produção de energia (REIS, 2003).

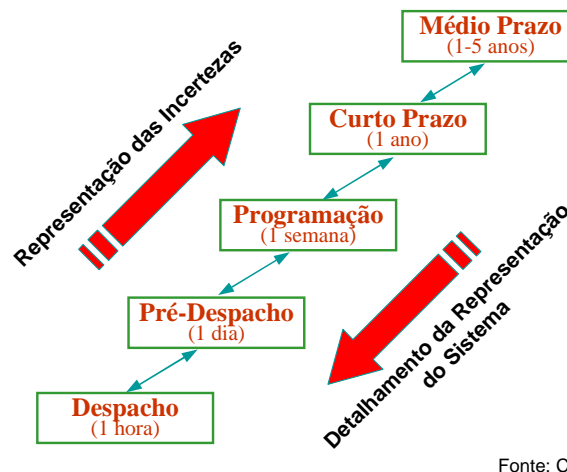
Atualmente as Fontes de Energia Alternativa têm se despontado principalmente como fonte complementar à geração hidráulica. Ressalta-se que investimentos deste tipo têm sido representados nos modelos da mesma forma que térmicas convencionais.

Adicionalmente, o planejamento contribui na regularização de aflúncias, além de controle das cheias nos períodos úmidos. Por fim, ressalta-se sua importância na otimização da água em seus múltiplos usos: navegação, abastecimento, irrigação, regularização de vazão mínima para controle da poluição, dentre outros. Porém estes usos concorrem com a geração de energia, pois reduz a capacidade de produção dos empreendimentos hídricos.

Uma característica significativa de sistemas elétricos é o fato de que a energia é gerada no momento do consumo, não sendo possível a estocagem para um consumo em momentos de maior demanda. Além disso, o tempo de construção de uma usina hidrelétrica leva em média 5 anos, enquanto a de uma termelétrica leva em torno de 3 anos (SOARES, 2008), de forma que não é possível um aumento instantâneo da capacidade instalada. Associa-se também o problema da incerteza quanto a aflúncia disponível em um momento futuro, não sendo possível precisar o volume de água disponível para geração de eletricidade disponível em um horizonte futuro. Estas características fazem com que o sistema seja de alta complexidade, e portanto, de difícil solução.

Para tratar a complexidade, o problema do planejamento da operação é subdividido em diversas etapas, representando diferentes horizontes, cada qual com determinado nível de simplificações.

Inicialmente, divide-se o problema em planejamento da expansão e planejamento da operação. Na expansão, são considerados horizontes mais longos, como por exemplo, 10, 20 ou até 30 anos. Já no planejamento da operação são representados horizontes mais curtos, indo desde a programação diária até o planejamento de médio prazo, com um horizonte de 5 anos. As diversas etapas do planejamento da operação são representadas na Figura 2 (MARCATO, 2002).



Fonte: CEPEL

Figura 2: Modelagem dos sistemas hidrotérmicos no planejamento da operação

Cada uma das etapas é descrita a seguir (MARCATO, 2002):

- I. Planejamento da operação de médio prazo: nesta fase o horizonte de estudo é de cinco anos, discretizado em etapas mensais. Faz-se uma representação detalhada do processo estocástico de vazões afluentes aos reservatórios e as usinas hidrelétricas que compõem cada sistema são representadas de forma agregada (sistemas equivalentes). Além disto, os sistemas podem trocar energia entre si até um limite máximo de intercâmbio. Desta etapa resulta uma função multivariada que define o valor econômico da energia armazenada em função

dos níveis de armazenamento e afluições aos meses passados, chamada Função de Custo Futuro (FCF).

- II. Planejamento da operação de curto prazo: o horizonte, neste caso, é de alguns meses e a incerteza relacionada às afluições aos reservatórios é representada através de uma árvore de vazões. Nesta etapa, as usinas são representadas de forma individualizada. O objetivo é, a partir da função de custo futuro gerada pelo modelo de médio prazo em um estágio que coincide com o final do horizonte do modelo de curto prazo, gerar uma função que retrate o valor econômico da água armazenada nos reservatórios em função dos níveis de armazenamento dos reservatórios;
- III. Programação diária da operação: nesta etapa, o horizonte é de apenas alguns dias, discretizados em etapas horárias ou de meia em meia hora. Não é representada a incerteza das vazões. Em contrapartida, o parque hidrotérmico é representado de forma detalhada, levando-se em conta as restrições relativas às máquinas e turbinas, tais como: tomada e alívio de carga, faixas operativas das turbinas, entre outras. A rede de transmissão é representada com precisão. A FCF gerada pelo modelo de curto prazo no estágio que coincide com o último estágio do modelo de programação diária é utilizada para se definir as metas de geração de cada unidade geradora.

Neste trabalho o horizonte de planejamento a ser considerado é o de médio prazo, onde se analisa um horizonte de até 5 anos.

2.2. Planejamento da Operação de Médio Prazo

O objetivo do planejamento da operação de médio prazo é a determinação de uma estratégia de produção de energia por cada unidade geradora que minimize o valor esperado dos custos operativos no horizonte de planejamento considerado. Nestes custos estão incluídos os gastos com combustíveis das usinas termelétricas, eventuais compras de energia de sistemas vizinhos e os custos de déficit, quando não é possível o atendimento pleno da demanda.

Observa-se que a água, à priori, não possui custo para a geração elétrica (FORTUNATO *et al.*, 1990).

Em sistemas exclusivamente térmicos, pode-se considerar que, de forma simplificada, a operação ótima é obtida através do despacho ordenado por lista de custo das usinas, ou seja, despachando as termelétricas a partir da mais barata até a última que atenda à demanda completamente. Neste caso, o custo da última usina despachada representaria o Custo Marginal do Sistema, ou seja, o custo de se despachar um acréscimo de 1 MW na demanda.

Os sistemas térmicos, vistos desta forma, possuem as seguintes características (TERRY *et al.*, 1986; SOARES, 2008):

- Independência Temporal: as decisões tomadas em um estágio não afetam os estágios seguintes;
- Independência entre as usinas: a operação de uma determinada usina não afeta na capacidade de geração nem nos custos de outra usina do sistema;
- Independência da estratégia de operação: a confiabilidade do sistema independe da estratégia de operação adotada, tendo em vista que o suprimento da demanda depende apenas de se ter capacidade instalada suficiente.

Em uma análise mais detalhada observa-se a necessidade levar em consideração as restrições contratuais relacionadas à disponibilidade e comercialização de combustível (ex: contratos *take or pay* de gás). Sendo assim, as características mencionada anteriormente não garantem a independência temporal. Trabalhos recentes levam em conta estas características, propondo uma otimização integrada entre as geração de energia e as disponibilidades dos combustíveis (MORAES,2007), (BARROSO, 2005).

Os sistemas que possuem como base a geração hidráulica, sendo eles exclusivamente hidráulicos ou mesmo possuindo complementaridade térmica (como é o caso do Brasil), diferem significativamente dos sistemas puramente térmicos, tendo em vista, principalmente o fato de que a água utilizada na geração, apesar de ser considerada 'gratuita', depender do volume de chuvas. Adicionalmente,

prefere-se o desligamento das usinas térmicas tendo em vista a gratuidade da água.

Os sistemas hídricos com complementaridade térmica possuem características bem distintas dos sistemas puramente térmicos, dentre as quais se destacam (FORTUNATO *et al.*, 1990), (MORAES, 2007):

- Estocasticidade: relacionada com a incerteza em relação as afluências futuras, que se tornam mais significativas quanto maior for o horizonte do planejamento;
- Acoplamento espacial da operação: a construção de usinas em cascata, ou seja, no leito de um mesmo rio, faz com que a operação de uma usina a montante interfira na operação das usinas a jusante;
- Acoplamento temporal da operação: a decisão da utilização dos recursos hídricos em um mês pode ocasionar efeitos indesejados nos meses subsequentes, tais como o não suprimento da carga (déficit) ou mesmo o vertimento de água dos reservatórios, que representa um desperdício de energia.

Assim sendo, chega-se ao problema da decisão operativa ótima do sistema, onde o uso da água estocada garante uma operação menos onerosa no presente, porém impactando o custo da energia no futuro, caso haja uma baixa afluência, já que a energia deverá ser gerada por fonte térmica, com custos elevados, podendo inclusive ocorrer o não suprimento da demanda. Do contrário, caso se decida operar o sistema com a utilização de geração térmica no estágio atual e ocorra uma afluência significativamente acima da esperada, as usinas hidrelétricas poderão ser obrigadas a verter água, o que representa uma perda de energia. A situação da tomada de decisão pelo operador é mostrada na Figura 3, adaptada de MARCATO (2002), com seus respectivos resultados.

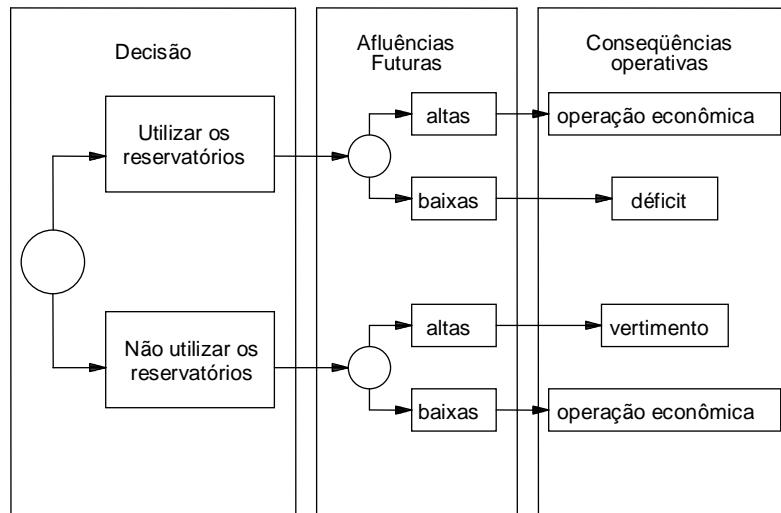


Figura 3: Representação da decisão operativa de um sistema hidrotérmico

Esta dualidade no processo decisório faz com que o custo de operação seja composto pelo custo presente mais o custo futuro. Na Figura 4 (ONS, 2008) podem ser observadas as curvas que representam os custos atual, futuro e total, em função do nível de armazenamento final de um determinado estágio. Este fato explica que apesar do custo da água ser considerado igual a zero, a sua utilização ou não em um determinado mês, resulta em custo futuro associado à esta decisão, conhecido como valor da água. Por isto, através desta metodologia, a utilização da água tem um custo indireto incorporado na função de custo futuro.

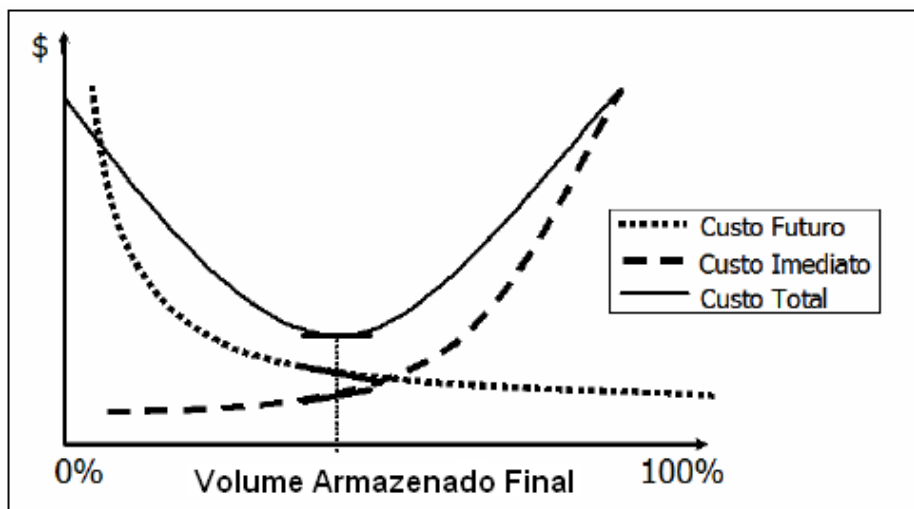


Figura 4: Função de custo imediato, custo futuro e custo total (SILVA, 2001)

Observa-se que o dilema do operador pode ser visto em função das curvas propostas, onde a diminuição do custo atual, através do deplecionamento dos reservatórios e economia de combustíveis das térmicas, implica em um aumento do custo futuro. Por outro lado, uma economia de água no estágio atual através da geração térmica, com um conseqüente aumento no custo do estágio atual, reflete na diminuição dos custos relacionados a estágios futuros.

O objetivo do problema passa a ser a determinação dos montantes de geração hidráulica e térmica que apresentem o menor custo total de operação.

A função do custo total de operação (FCT) é composta pela soma da função de custo imediato (FCI) com a função de custo futuro (FCF), conforme representado na equação 2.1 (SILVA, 2001).

$$FCT = FCI + FCF \quad (2.1)$$

O custo de operação mínimo é obtido quando sua derivada em relação ao Volume Armazenado Final (VAF) for nulo, ou seja, quando as derivadas do custo imediato e do custo futuro em relação ao VAF são simétricos, mostrados na equação 2.2.

$$\frac{\partial FCT}{\partial VAF} = \frac{\partial(FCI + FCF)}{\partial VAF} = 0 \Rightarrow \frac{\partial FCI}{\partial VAF} = -\frac{\partial FCF}{\partial VAF} \quad (2.2)$$

2.3.

Modelo de Reservatórios Equivalentes de Energia

O modelo de reservatórios equivalentes baseia-se na estimativa da energia gerada pelo esvaziamento total dos reservatórios do sistema (conhecida como energia armazenada) e na estimativa de energia a ser gerada com o turbinamento de toda a vazão natural afluyente às usinas hidrelétricas (conhecida como energia natural afluyente) em um determinado mês. A energia armazenável máxima, \overline{EA} , por sua vez, mede a capacidade total de armazenamento do conjunto de reservatórios do sistema.

A seguir agregam-se as afluências às usinas em afluências energéticas equivalentes, denominadas energias naturais afluentes – ENA. Esta energia corresponde à estimativa da energia que pode ser gerada com as vazões afluentes aos reservatórios e é dividida em energia controlável, ou seja, aquelas que chegam a um reservatório, e energia não controlável, ou a fio d'água.

As usinas a fio d'água são usinas que não possuem capacidade de armazenamento sendo que a afluência às usinas deve ser turbinada, gerando energia, ou vertida. Desta forma temos, respectivamente, a energia a fio d'água líquida e a energia vertida ou não turbinável.

Nos reservatórios considera-se também a energia evaporada, que consiste numa estimativa da água que evapora nos espelhos d'água que compõem o sistema. Por fim, considera-se a energia de vazão mínima, que representa a vazão que deve ser deplecionada, obrigatoriamente, em cada reservatório do sistema.

A Figura 5 mostra o modelo de agregação de usinas em um reservatório equivalente de energia (ONS, 2008).

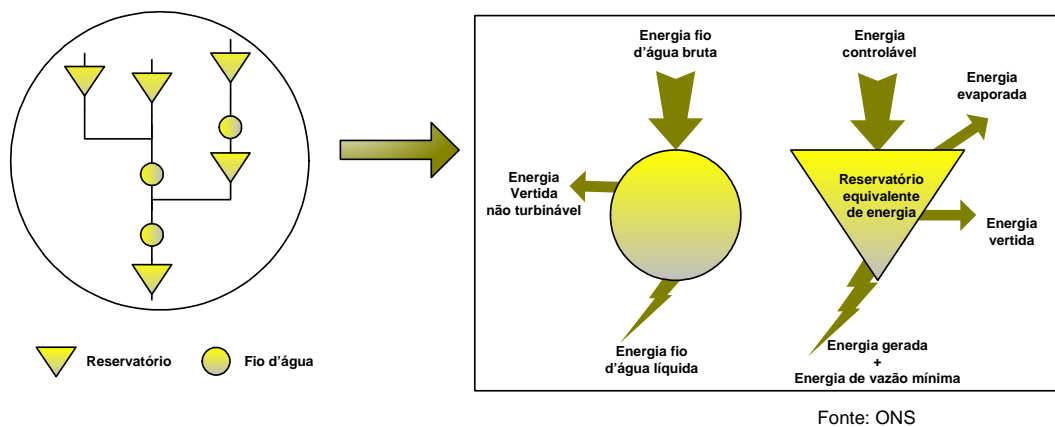


Figura 5: Sistema equivalente de energia

Um exemplo didático dos cálculos de energia para sistemas equivalentes é mostrado, a partir do sistema considerado na Figura 6.

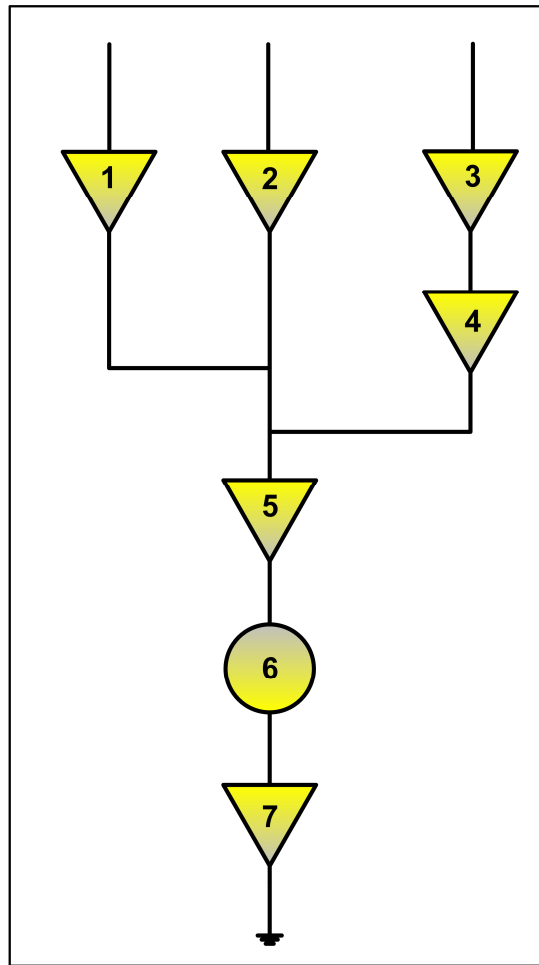


Figura 6: Sistema contendo sete usinas

Primeiramente, calcula-se a energia armazenável máxima, dada pela seguinte equação:

$$\overline{EA} = \frac{1}{FATOR} \sum_{i=1}^{N_{usi}} V_{util_i} \cdot \sum_{j \in J_i} \rho_j \quad (2.3)$$

Onde:

\overline{EA} representa a energia armazenável máxima do sistema equivalente.

V_{util_i} volume útil da usina i .

$\sum_{j \in J_i} \rho_j$ representa o somatório das produtibilidades da usina em questão com todas as usinas a jusante.

$FATOR$ Constante de transformação de m^3/s para $hm^3/mês$.

N_{usi} Número de usinas hidráulicas.

J_i Conjunto de todas as usinas a jusante da usina 1.

Para o exemplo proposto, a equação de energia armazenável máxima seria equivalente a:

$$\overline{EA} = \frac{1}{FATOR} \left(\begin{array}{l} VUTIL_1 \cdot (\rho_1 + \rho_2 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ VUTIL_2 \cdot (\rho_2 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ VUTIL_3 \cdot (\rho_3 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ VUTIL_4 \cdot (\rho_4 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ VUTIL_5 \cdot (\rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ VUTIL_7 \cdot (\rho_7) \end{array} \right) \quad (2.4)$$

A seguir é calculada da Energia Natural Afluente (ENA).

$$ENA = \sum_{i=1}^{NUSI} QI_i \cdot \sum_{j \in J_i} \rho_j \quad (2.5)$$

Onde:

ENA representa a energia natural afluente.

QI_i Vazão incremental à usina *i*.

$\sum_{j \in J_i} \rho_j$ representa o somatório das produtibilidades da usina em questão com todas as usinas a jusante.

FATOR Constante de transformação de m³/s para hm³/mês.

Sendo a ENA do sistema exemplo dada por:

$$ENA = \left(\begin{array}{l} QI_1 \cdot (\rho_1 + \rho_2 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ QI_2 \cdot (\rho_2 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ QI_3 \cdot (\rho_3 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ QI_4 \cdot (\rho_4 + \rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ QI_5 \cdot (\rho_5 + \rho_6 + \rho_7) + \\ QI_6 \cdot (\rho_6 + \rho_7) + \\ QI_7 \cdot (\rho_7) \end{array} \right) \quad (2.6)$$

Sendo a ENA composta pela parcela de energia controlável somada à energia a fio d'água:

$$ENA = EC + EFIO \quad (2.7)$$

Sendo:

EC energia controlável.
EFIO energia à fio d'água.

Da equação 2.6 que representa a ENA do sistema equivalente proposto, observa-se que a parcela a fio d'água é composta por:

$$EFIO = QI_6 \cdot \rho_6 \quad (2.8)$$

No SEB são considerados quatro reservatórios equivalentes, que agregam hidrelétricas pertencentes a bacias hidrográficas situadas geograficamente próximas, representando as regiões Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Norte e Nordeste.

Detalhes do equacionamento de reservatórios equivalentes de energia podem ser vistos em (ARVANITIDIS e ROSING, 1970) e (MARCATO, 2002).

A metodologia oficialmente implementada para o planejamento da operação do SEB leva em conta a metodologia de reservatórios equivalentes, porém utiliza-se da Programação Dinâmica Dual Estocástica – PDDE, para a determinação da política ótima de operação e para a simulação da operação, constando portanto, no conjunto de modelos desenvolvidos pelo Centro de Pesquisas em Energia Elétrica – CEPEL (MACEIRA, 2002).

2.4. Revisão Bibliográfica

Técnicas diversas têm sido empregadas na operação ótima de reservatórios, considerando diferentes horizontes de planejamento. YAKOWITZ (1982), YEH (1985), LABADIE (2004) e NANDALAL e BOGARDI (2007) apresentam importantes revisões acerca do tema. Dentre elas, destaque é dado às duas últimas.

Em LABADIE (2004) inicialmente são apresentadas diversas técnicas que utilizam otimização estocástica implícita, tais como (i)

modelo de programação linear (PL), (ii) fluxo em redes (FR), (iii) programação não linear (PNL), (iv) programação dinâmica discreta, (v) programação dinâmica diferencial e (vi) teoria de controle ótimo a tempo discreto. Em seguida, são apresentados as técnicas baseadas em otimização estocástica explícita, tais como (i) programação estocástica linear, (ii) programação dinâmica estocástica (PDE) e (iii) controle ótimo estocástico. Por fim são apresentadas técnicas de controle em tempo real com previsão e modelos de programação heurística.

NANDALAL e BOGARDI (2007) apresentam técnicas de otimização baseadas em programação dinâmica para operação ótima de reservatórios, tais como programação dinâmica incremental e programação dinâmica estocástica, além de métodos de decomposição, métodos de agregação/desagregação e métodos baseados em reservatórios equivalentes.

Neste trabalho maior ênfase é dada às propostas que utilizam técnicas de programação dinâmica.

2.4.1. Planejamento de Longo/Médio Prazo

CARNEIRO (1991) apresenta um estudo de diferentes técnicas utilizadas no planejamento de longo e médio prazo, apontando as principais características e limitações das mesmas. São abordadas as metodologias de representação de reservatórios agregados e individualizados, bem como são discutidas as abordagens determinística e estocástica. Este estudo é realizado com enfoque no SEB. Para tal, estudos de casos de complexidades variadas são utilizados, sendo o de pequeno porte contendo até três usinas hidrelétricas, e o de grande porte utilizando o Sistema Interligado Sul-Sudeste, que à época do estudo contava com 51 usinas hidráulicas, sendo 31 delas com reservatórios. Propõe-se a utilização de um algoritmo determinístico de fluxo em redes, considerando representação individualizada, com modelagem não linear para o sistema. A solução do problema é calculada a partir de uma fase inicial onde é feita a escolha de uma solução inicial factível que se apresente mais próxima de uma solução ótima através da utilização de técnicas heurísticas.

Outros exemplos de utilização de algoritmos de fluxos em rede na resolução de problemas de planejamento hidrotérmico podem ser vistos

em (ROSENTHAL, 1981), (OLIVEIRA e SOARES, 1985), (SUN *et al.*, 1995), (LUND e FERREIRA, 1996), (HSU e CHENG, 2002). CASTRO e GONZÁLEZ (2004) apresentam o sistema computacional HTCOOR que utiliza técnicas não lineares de fluxo em redes para a modelagem do problema de coordenação hidrotérmica. Recentemente, ILICH (2009) apresentou limitações do uso de algoritmos de fluxo em redes na operação de reservatórios.

Outra metodologia proposta para o planejamento energético de longo/médio prazo é encontrada em (GORENSTIN *et al.*, 1991), onde se considera a natureza estocástica das afluições e a rede de transmissão, representada através de um modelo linearizado de fluxo de potência. Neste trabalho utiliza-se a PDDE, sendo o problema estocástico multi-estágio decomposto em diversos subproblemas de um único estágio. Cada subproblema corresponde a um fluxo de potência ótimo linearizado com restrições adicionais que representam as equações de balanço hídrico e uma aproximação linear da função de custo futuro. Os subproblemas são resolvidos através de um algoritmo dual SIMPLEX.

Em (CHRISTOFORIDIS *et al.*, 1996) é descrita uma metodologia para o planejamento da operação de longo e médio prazo de sistemas com predominância de geração hidráulica. A metodologia proposta é aliada com técnicas de previsão anual de carga e de programação da manutenção. O problema de otimização resultante é linearizado, e a técnica de solução adotada é o Método Primal Dual de Pontos Interiores Predictor–Corretor.

Outro método para a solução ótima do problema de operação de longo prazo de sistemas de potência hidrotérmicos é proposto em (AMJADY *et al.*, 2002), e considera tanto as afluições dos reservatórios quanto a demanda de energia como variáveis estocásticas. O modelo integra o planejamento da operação e a confiabilidade do sistema. O algoritmo proposto para a solução do problema inclui uma técnica de decomposição, o método de relaxação lagrangeana (RL) e uma técnica de programação dinâmica (PD) na resolução do problema não linear.

MARCATO (2002) propõe a utilização de uma representação híbrida para os reservatórios hídricos. Neste modelo a representação de usinas por sistemas equivalentes de energia é substituída por parte

deste mesmo sistema de forma equivalente enquanto outra parte é representada por usinas individualizadas. Este modelo possibilita diversos estudos tal como viabilidade econômica e operativa de determinado aproveitamento hidráulico, representação detalhada de sistemas com fortes restrições operativas, estudos de controle de cheias em usinas específicas, dentre outros.

Na Tabela 1 observa-se as principais referências de planejamento de médio e longo prazo de sistemas energéticos.

Tabela 1: Referências de planejamento de longo/médio prazo

Técnica	Autor(es)	Ano
Fluxo em Redes	CARNEIRO	1991
	ROSENTHAL	1981
	OLIVEIRA e SOARES	1985
	SUN <i>et al.</i>	1995
	LUND e FERREIRA	1996
	HSU e CHENG	2002
	CASTRO e GONZÁLEZ	2004
	ILICH	2009
PDDE	GORENSTIN <i>et al.</i>	1991
Pontos Interiores	CHRISTOFORIDIS <i>et al.</i>	1996
PD + RL	AMJADY <i>et al.</i>	2002
PDDE - Sistemas Híbridos	MARCATO	2002

2.4.2. Planejamento de Curto Prazo

Na resolução do problema de planejamento energético considerando um horizonte de curto prazo, características do sistema elétrico, bem como dos dados relativos ao problema como carga e vazões, precisam ser considerados com um maior nível de detalhamento. Desta forma, o problema passa a apresentar características diversas de acordo com cada sistema (térmico, hidráulico, hidrotérmico), nível de detalhamento do sistema (considerando ou não a rede elétrica).

Diversas metodologias têm sido propostas na resolução do problema de curto prazo, tais como: (i) programação linear (PL)

(PIEKUTOWSKI *et al.*, 1994), (ii) programação não linear (PNL) (AOKI e SATOH, 1982), (GRANELLI *et al.*, 1989), (FINARDI e SILVA, 2006), (MARTINS *et al.*, 2009) (iii) programação inteira mista (PIM) (COHEN e YOSHIMURA, 1983), (CHANG *et al.* 2001), (iv) fluxo em redes (FR) (SJELVGREN *et al.*, 1983),(LI *et al.*, 1993),(OLIVEIRA *et al.*, 2003), (v) programação dinâmica (PD) (LOWERY, 1966), (BOND e FOX, 1986) (vi) lista de prioridades (LP) (LEE, 1988), (SENJYU *et al.*, 2003), (vii) técnicas de inteligência artificial (IA) (GAING, 2003),(SWARUP e YAMASHIRO, 2002),(LIANG e HSU, 1994), dentre outros.

Uma revisão mais completa para o planejamento de curto prazo pode ser encontrada em (PADHY, 2001), (DINIZ, 2007), (SILVA JR, 2008).

Adicionalmente, trabalhos de relevância que abordam outros detalhes da solução do problema do planejamento energético e que, portanto, merecem destaque podem ser vistos em DUARTE (2002) que apresenta um alternativa para o maior detalhamento da modelagem para a representação da vazão mínima, MARCATO (2007) que apresenta uma metodologia para o cálculo do turbinamento/vertimento nos diferentes patamares de carga na operação à usinas individualizadas, OLIVEIRA *et al.* (2009) que estuda o impacto da representação não-linear da função de produtibilidades das usinas hidrelétricas e FARIA *et al.* (2009) que apresenta modelos de cálculo da energia firme de hidrogeradores.

Na Tabela 2 observa-se um resumo de referências de planejamento de curto prazo de sistemas energéticos.

Tabela 2: Referências de planejamento de curto prazo

Técnica	Autor(es)	Ano
PL	PIEKUTOWSKI <i>et al.</i>	1994
PNL	AOKI e SATOH	1982
	GRANELLI <i>et al.</i>	1989
	FINARDI e SILVA	2006
	MARTINS <i>et al.</i>	2009
	COHEN e YOSHIMURA	1983
PIM	CHANG <i>et al.</i>	2001
	SJELVGREN <i>et al.</i>	1983

Técnica	Autor(es)	Ano
	LI <i>et al.</i>	1993
	OLIVEIRA <i>et al.</i>	2003
PD	LOWERY	1966
	BOND e FOX	1986
LP	LEE	1988
	SENJYU <i>et al.</i>	2003
IA	GAING	2003
	SWARUP e YAMASHIRO	2002
	LIANG e HSU	1994
Revisão bibliográfica	PADHY	2001
	DINIZ	2007
	SILVA JR	2008
Outros Temas	DUARTE	2002
	MARCATO	2007
	OLIVEIRA <i>et al.</i>	2009
	FARIA <i>et al.</i>	2009

2.4.3. Técnicas de Processamento Paralelo

Técnicas de computação distribuída têm sido utilizadas para a redução do tempo computacional em problemas de planejamento energético de curto e de longo prazo. A seguir são apresentados alguns destes trabalhos.

Um modelo de solução do problema do planejamento energético de médio e longo prazo é apresentado por (ESCUDERO *et al.*, 1996). Este trabalho apresenta uma abordagem estocástica para o problema, através da utilização do Langrageano Aumentado (LA). Os tempos computacionais obtidos para diferentes sistemas propostos utilizando programação seqüencial são comparados com o código paralelizado, rodando em uma rede de três *workstations* HP9000/71550, utilizando instruções de *Parallel Virtual Machine* (PVM). Observa-se que o processamento distribuído apresenta significativa redução no tempo computacional do problema.

Em (SILVA e FINARDI, 2003), utiliza-se o processamento paralelo para a solução do planejamento da operação de longo prazo de sistemas hidrotérmicos. Neste caso foi utilizada a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) implementada em um sistema distribuído contendo 4 servidores IBM RS/6000 implementado através do padrão de comunicação de dados conhecido como *Message Passing Interface* (MPI). A PDDE da forma como é implementada apresenta como vantagem a possibilidade de paralelização de código tanto nas duas fases do problema: *forward* e *backward*. Na fase *forward* estima-se o custo de operação ótimo para um cenário de aflúências e na fase *backward* faz-se uma recursão do último para o primeiro estágio do problema, onde são construídas as funções de custo futuro. Para as avaliações do procedimento proposto, os autores adotaram um cenário de planejamento da operação com as seguintes características: 15 usinas hidrelétricas; 6 usinas termelétricas; demanda constante; produtividade hidráulica constante; 100 cenários de aflúência para a fase *forward* e 15 cenários para a fase *backward* em 24 estágios. Nestas condições 117.600 problemas de programação linear (PPL) precisam ser resolvidos. O fator de aceleração *S* (em inglês, *speedup*), atingiu, de forma aproximadamente linear, o valor próximo a 3.2 vezes quando utilizados 4 processadores, o que representa um eficiência de 80%.

Uma metodologia similar à anterior é apresentada por (PINTO *et al.*, 2009) no planejamento de curto prazo. A modelagem trata o problema com discretização semanal e considera as aflúências de forma determinística no primeiro mês e, discretização mensal com aflúências estocásticas a partir do segundo mês, em um horizonte anual. Neste caso, para o primeiro mês, o problema torna-se seqüencial, devido à dependência entre estados associados às semanas subseqüentes. Assim, os autores propõem a paralelização do problema a partir do segundo mês, o qual é associado a inúmeros cenários hidrológicos independentes. Para a implementação paralela proposta, o padrão MPI para a comunicação entre processos também é utilizada. Índices de desempenho para a presente implementação foram extraídos de tempos de simulações executadas em um ambiente de computação paralela com 336 processadores. Devido à parcela seqüencial do problema e comunicação entre processos, forte

degradação do desempenho do programa é observado para um número elevado de processadores. O fator de aceleração, por exemplo, não superou 13 vezes quando executado com 32 processadores, indicando uma eficiência de aproximadamente 40%.

Na Tabela 3 são apresentadas as principais referências que utilizam processamento paralelo na solução do problema do planejamento energético.

Tabela 3: Referências de processamento paralelo

Técnica	Autor(es)	Ano
LA+ PVM	ESCUDERO <i>et al.</i>	1996
PDDE + MPI	SILVA e FINARDI	2003
	PINTO <i>et al.</i>	2009

2.4.4. Técnicas de Inteligência Artificial

Diversos trabalhos investigam a utilização de técnicas de inteligência artificial na resolução do problema de planejamento energético. Dentre estas técnicas destacam-se:

1. Algoritmos Genéticos (GOLDBERG, 1989), (MICHALEWICZ, 1996), (KOZA, 1992), (MIRANDA *et al.*, 1998).
2. Redes Neurais Artificiais (HAYKIN, 1998), (GALLANT, 1993).
3. Lógica Fuzzy (ZADEH, 1965), ZADEH (1988), ZIMMERMANN (1994), MENDEL (1995).
4. Reconhecimento Simulado (KIRKPATRICK *et al.*, 1983) e (LAARHOVEN e AARTS, 1987).

2.4.4.1. Algoritmos Genéticos

MIRANDA *et al.* (1998) apresentam uma revisão de técnicas evolutivas aplicadas a sistemas de potência e apresenta um sistema tutorial composto por oito hidrelétricas considerando um horizonte de planejamento de um ano. Os autores consideram que a vantagem do

uso desta técnica está na possibilidade de adaptar a estratégia de operação de acordo com a afluência. Entretanto, os autores alertam que somente com a simulação de sistemas reais poderiam chegar a conclusões mais definitivas.

Uma ferramenta baseada em Algoritmos Genéticos (AGs) é proposta por (CHEN e CHANG, 1996) na programação da operação de um sistema hidrotérmico composto por vinte e duas usinas termoelétricas e três hidroelétricas em um horizonte de vinte e quatro horas. Os autores afirmam que obtiveram resultados mais satisfatórios que os obtidos pela programação dinâmica por aproximações sucessivas.

Em (LEITE *et al.*, 2002a) é investigada a aplicação de algoritmos genéticos na otimização da operação de sistemas hidrotérmicos de geração. Com o objetivo de encontrar soluções mais eficientes, em relação às abordagens tradicionais, os autores propõem e investigam a aplicação de algoritmos genéticos ao problema e mencionam que a simplicidade, o paralelismo e a generalidade dos AGs, podem vir a fornecer uma solução eficaz para esta classe de problema. O artigo apresenta algumas adaptações da técnica ao problema em análise e uma aplicação real para um sistema em cascata composto por usinas hidrelétricas interligadas. Adicionalmente, estes mesmos autores (2002b) apresentam um estudo dos operadores genéticos utilizados no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Esta investigação se fez necessária de modo a verificar a influência (taxa) de cada operador genético sobre a resolução do problema. Visando utilizar os algoritmos genéticos no problema, vários operadores genéticos tradicionais foram adaptados de modo a incorporar as características inerentes ao problema de planejamento.

HUMPIRI (2005) apresenta um modelo para a solução do problema de planejamento energético da operação baseado em Estratégias Evolutivas (EE's), cuja característica principal é a auto-adaptação dos seus parâmetros durante o processo evolutivo. Foi realizada uma avaliação da qualidade da solução obtida entre as abordagens por EE's e por programação não linear baseada em fluxo em redes, para usinas do SEB. Foram estudadas configurações com usinas isoladas, usinas em cascata e um sistema hidrelétrico formado por 14 usinas. Devido a soluções com resultados de melhor qualidade,

as EE's podem ser utilizadas para apurar a solução fornecida pela programação não linear.

Em LEITE *et al.* (2006) é apresentada a aplicação de Algoritmos Genéticos na otimização da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência, utilizando como teste dois conjuntos com usinas pertencentes ao Sistema Sudeste Brasileiro, com objetivo de analisar a aplicabilidade dessa técnica em grandes sistemas. Os autores mencionam que a técnica utilizada permite uma representação individualizada das usinas, além de ser relativamente simples de ser aplicada, além do fato de que o crescimento do número de usinas não afeta a eficiência do algoritmo, o que ocorre muitas vezes, quando se utilizam técnicas tradicionais de otimização. O algoritmo conseguiu captar os diferentes comportamentos operativos ótimos das usinas, obtendo um ótimo global para o sistema. Segundo os autores esta técnica poderá vir a ser utilizada em caráter alternativo ou complementar no planejamento da operação.

SOARES (2008) propõe uma modelagem utilizando algoritmos genéticos de modo a considerar múltiplos objetivos no processo de otimização sem que a representação física do sistema energético e suas incertezas sejam comprometidas. A abordagem multicritério possibilita que diversos indicadores, dentre os quais se destaca o risco de déficit, se tornem controláveis a partir de sua consideração diretamente no processo de otimização. O trabalho apresenta algumas vantagens da modelagem proposta. Entretanto, a aplicação prática necessita de aprimoramentos, tais como: (i) redução do esforço computacional; (ii) representação híbrida do problema espacial e temporal; (iii) flexibilidade na representação de incertezas.

2.4.4.2. Redes Neurais Artificiais

Uma proposta de utilização de uma Rede Neural Artificial (RNA) tipo múltiplas camadas (MLP, do inglês Multi-layer Perceptron) de modo a obter as gerações hidráulicas de um sistema hidrotérmico é apresentada por AQUINO *et al.* (1999a). Para tanto a rede é alimentada com dados de vazões afluentes e/ou turbinadas. Foram utilizados dados de usinas hidrelétricas do SEB, considerando um horizonte de 12 meses. Os dados utilizados para o treinamento desta RNA são obtidos

de um modelo de programação linear de problema de operação hidrotérmica. Os resultados obtidos demonstram a capacidade das RNA, tipo MLP em realizar com sucesso a associação de padrões e generalizar para padrões desconhecidos, inclusive com poucos dados de treinamento, desde que representativos do espaço amostral e tendo a RNA sido apropriadamente modelada.

Porém, aplicações de RNA em problemas de otimização são encontradas utilizando-se Redes com conexões realimentadas, tais como as redes de Hopfield (SILVA *et al.*, 2004). Diversos artigos utilizam esta abordagem no problema do planejamento energético, tais como (FAROOQI *et al.*, 2003), (YALCINOZ e SHORT, 1997) e (YALCINOZ *et al.*, 2000).

Em (AQUINO *et al.* 1999b) um modelo de Rede de Hopfield modificada é utilizado no problema da coordenação, modelado como um problema da programação linear, onde a matriz de ativação da rede representa as restrições de balanço de energia e a função objetivo é referente ao custo mínimo de operação. O modelo apresenta resultados satisfatórios quando comparados ao modelo SIMPLEX, porém apresentando um tempo computacional maior. Os autores argumentam que a vantagem desta técnica pode vir a ser significativa se utilizada implementação em *hardware*.

Em outra abordagem, SACCHI *et al.* (2005) utilizam uma RNA de mapa auto-organizável (SOM, do inglês, *Self Organized Maps*) em conjunto com modelos de sistemas dinâmicos com o objetivo de obter regras de operação de reservatórios que melhor caracterizem o comportamento ótimo dos sistemas hidroelétricos de potência, mesmo diante das mais variadas condições hidrológicas. As políticas ótimas são obtidas através de um modelo de otimização determinística, não-linear considerando usinas individualizadas, sendo então utilizadas na simulação da RNA. Os estudos consideram um horizonte de curto e médio prazo, e utilizam sete grandes hidrelétricas do sub-sistema sudeste do SEB. Os testes mostraram que o previsor neural possui uma forte tendência em seguir os resultados da otimização determinística, otimizando o uso dos recursos hídricos disponíveis para geração de energia elétrica.

Adicionalmente, em grande parte das aplicações em planejamento hidrotérmico observa-se a utilização de Redes Neurais

como método auxiliar de métodos clássicos ou de outras heurísticas. Exemplos serão mostrados em outras seções.

2.4.4.3. Lógica Fuzzy

Técnicas relacionadas à lógica nebulosa ou *Fuzzy* têm sido utilizadas na solução do problema de planejamento energético. Aplicações diversas, muitas delas integradas a redes neurais, ou seja, sistemas *Neuro-fuzzy*, podem ser vistas na previsão de séries, tais como em (ZAMBELLI e SOARES, 2009), e (KOUSHKI *et al.*, 2009). Mais recentemente, observa-se o desenvolvimento de técnicas de otimização *Fuzzy* (EKEL *et al.*, 1998), (JIMÉNEZ *et al.*, 2006).

As técnicas conhecidas como otimização *Fuzzy* são utilizadas por (ATTAVIRIYANUPAP *et al.*, 2004) na solução do problema do despacho econômico do ponto de vista da participação do gerador em mercado de energia e reserva, visando a maximização do seu lucro. Adicionalmente, as variáveis incertas são tratadas como números *fuzzy* e, portanto, utiliza-se otimização *fuzzy* para a obtenção da solução ótima de energia e reserva a serem vendidos no mercado pelo gerador.

RABÊLO *et al.* (2009) utilizam controladores *fuzzy* (Takagi-Sugeno) na determinação de políticas de operação energética de sistemas hidrotérmicos. O método proposto consiste em utilizar as políticas operativas ótimas obtidas através de um modelo de otimização determinístico para o ajuste das curvas de despacho das usinas hidrelétricas através do controlador nebuloso. Os resultados mostram que as soluções obtidas utilizando o método proposto apresentam menor geração térmica e, portanto, menor custo, quando comparados com o modelo adotado no SEB.

Uma abordagem para o problema do planejamento da operação de médio prazo de sistemas hidrotérmicos baseada Sistema de Inferência Neural-Nebulosa Adaptativo é proposta por (MONTE e SOARES, 2009). A metodologia proposta atua em paralelo com um modelo de otimização determinístico com previsão de vazão. A informação do otimizador determinístico é utilizada no treinamento da rede, que gera uma base de regras de inferência nebulosa que reproduzirá o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada, em cada estágio, em função das variáveis de entrada

estipuladas. O desempenho da metodologia *Neuro-fuzzy* proposta apresenta resultados similares a Programação Dinâmica Estocástica, para o caso exemplo analisado.

2.4.4.4. Recozimento Simulado

O *Simulated Annealing* (SA) ou Recozimento Simulado consiste em uma técnica de busca probabilística, e se fundamenta numa analogia com a termodinâmica. Esta metaheurística é uma metáfora de um processo térmico, dito *annealing* ou recozimento, utilizado em metalurgia para obtenção de estados de baixa energia num sólido.

Um aplicação pode ser vista em (ROBERTO, 2009) onde fez-se uso de estratégias evolutivas e recozimento simulado adaptativo difuso, motivado pelas suas capacidades de exploração do espaço de busca e possibilidade de adaptação dos parâmetros de controle. As metaheurísticas propostas são analisadas utilizando um sistema teste composto por sete usinas hidrelétricas e seis térmicas, sendo simulado com vazões afluentes determinísticas e com vazões afluentes multi-cenários. São investigadas oito configurações visando à auto-adaptação de alguns parâmetros de controle de busca. O recozimento simulado adaptativo difuso é testado em duas versões que correspondem ao tipo de vazão afluente utilizada. Conclui-se que o recozimento simulado adaptativo difuso mostrou-se mais adequado em comparação às demais alternativas investigadas.

Em (AMENDOLA, 2007), o problema de coordenação hidrotérmica é formulado como um problema de minimização de custos não-linear sendo avaliadas a aplicação de três metas-heurísticas de otimização: (i) Algoritmos Genéticos; (ii) Enxame de Partículas; (iii) Recozimento Simulado, como possíveis ferramentas de solução. Foram testadas seis configurações de cada meta-heurística, sendo cada uma processada repetidamente, possibilitando uma comparação estatística do desempenho de cada uma delas. Foi utilizado um sistema-teste modelado a usinas individualizadas com vazões determinísticas, composto de sete usinas hidrelétricas e seis usinas termelétricas flexíveis. Finalmente, conclui-se que estes métodos podem ser consistentemente aplicados à coordenação hidrotérmica por oferecerem soluções com qualidade e robustez competitivas.

Outros exemplos de utilização de recozimento simulado no problema de planejamento energético de curto prazo podem ser visto em (WONG e FUNG, 1993), (ONGSAKUL e RUANGPAYOONGSAK, 2001) e (SIMOPOULOS *et al.*, 2006).

Na Tabela 4 observam-se as referências que utilizam inteligência artificial aplicada ao planejamento energético.

Tabela 4: Referências de inteligência artificial no planejamento energético

Técnica	Autor(es)	Ano
AG / EE	MIRANDA <i>et al.</i>	1998
	CHEN e CHANG	1996
	LEITE <i>et al.</i>	2002a
	LEITE <i>et al.</i>	2002b
	HUMPIRI	2005
	LEITE <i>et al.</i>	2006
	SOARES	2008
RNA	AQUINO <i>et al.</i>	1999a
	SILVA <i>et al.</i>	2004
	FAROOQI <i>et al.</i>	2003
	YALCINOZ e SHORT	1997
	YALCINOZ <i>et al.</i>	2000
	AQUINO <i>et al.</i>	1999b
	SACCHI <i>et al.</i>	2005
Fuzzy	ATTAVIRIYANUPAP	2004
	RABÊLO <i>et al.</i>	2009
SA	ROBERTO	2009
	AMENDOLA	2007
	WONG e FUNG	1993
	ONGSAKUL e RUANGPAYOONGSAK	2001
	SIMOPOULOS <i>et al.</i>	2006
Neuro-fuzzy	MONTE e SOARES	2009

2.4.5. Sistemas de Suporte à Decisão

Diversos sistemas têm sido propostos para suporte à decisão na otimização de recursos energéticos. Um exemplo de sistema de suporte à decisão para o planejamento de sistemas hidrotérmicos de grande porte é apresentado por ZAMBON (2008). Este modelo, chamado HIDROTERM, é baseado em PNL sendo as usinas consideradas de forma individualizada, com as demandas, unidades térmicas e intercâmbios agregados por subsistema. Este sistema considera ainda: (i) outras fontes de geração de energia elétrica; (ii) expansão do sistema; (iii) transposições; (iv) usos múltiplos da água; (v) restrições ambientais. São mostrados estudos de casos para diversas configurações de sistemas, incluindo o Sistema Interligado Nacional Brasileiro (SIN), considerando um horizonte de médio prazo.

Outros exemplos de modelos de suporte a decisão aplicados a sistemas de reservatórios hidrelétricos podem ser vistos em LABADIE (2004) tal como o modelo MODSIM (LABADIE, 2000), baseado em algoritmos de fluxo em redes.

O modelo de suporte a decisão HYDROLAB (CICOGNA, 2003), atua no planejamento hidrotérmico, nos horizontes de longo, médio e curto prazo, utilizando representação individualizada de usinas e representação estocástica das vazões e utiliza a técnica de fluxo em redes não linear com arcos capacitados.

Outro modelo importante é o SDDP (PSR, 2009), desenvolvido pela empresa PSR, e abrange estudos de longo, médio e curto prazo de sistemas hidrotérmicos, tendo por base a PDDE, mesma metodologia utilizada pelo NEWAVE e DECOMP. Uma aplicação deste modelo para o sistema elétrico colombiano pode ser vista em (PEREIRA, 1998).

Em (ALENCAR *et al.*, 2009) é apresentada uma ferramenta orientada a objeto baseada em inteligência artificial, inspirada em algoritmo genético, que tem como principal objetivo garantir uma estrutura moderna e de fácil manipulação ao usuário, para que possa ser adotada no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Os autores mencionam será criada na mesma plataforma, uma ferramenta que viabilizará a comparação das decisões nesta plataforma

com o que vem sendo realizado no SEB, criando uma alternativa para análise das decisões tomadas.

Na Tabela 5 são mostradas as referências que apresentam os principais sistemas de suporte à decisão para planejamentos energéticos.

Tabela 5: Referências de sistemas de suporte à decisão

Sistema / Técnica	Autor(ES)	Ano
HIDROTERM / PNL	ZAMBON	2008
MODSIM / FR	LABADIE	2000
HYDROLAB / FR	CICOGNA	2003
SDDP / PDDE	PSR	2009
AG	ALENCAR	2009

2.4.6. Programação Dinâmica

A programação dinâmica é uma técnica utilizada para a otimização de processos de decisão multiestágios. Diversas técnicas baseadas em PD foram propostas ao longo dos últimos anos para a solução dos problemas da utilização de recursos hídricos e operação ótima de reservatórios (LABADIE, 2004), (NANDALAL e BOGARDI, 2007). Dentre elas pode-se citar:

- Programação Dinâmica Incremental (PDI): este método utiliza uma solução viável inicial a partir da qual é utilizado um processo iterativo para se obter, através de PD convencional, um resultado aprimorado (LARSON, 1968). Este método considera apenas um trecho do espaço de estados, reduzindo o esforço computacional. Porém pode apresentar como resultado um ótimo local (TURGEON, 1982) se não for utilizado de forma adequada. Baseado neste método foi desenvolvida a Programação Dinâmica Diferencial Discreta (PDD Discreta) (HEIDARI *et al.*, 1971), considerada uma generalização da PD Incremental (NOPMONGCOL e ASKEW, 1976).

- Programação Dinâmica Estocástica Amostral (PDEA): este método trabalha os cenários de afluência, que são utilizados na programação dinâmica (ARAÚJO e TERRY, 1974), (KELMAN *et al.*, 1990), (FABER e STEDINGER, 2001).
- Programação Dinâmica por Aproximações Sucessivas (PDAS): neste método cada reservatório é otimizado individualmente mantendo-se os demais reservatórios com uma política de operação fixa. As correções são realizadas substituindo o reservatório em análise por outro que havia sido deixado com a operação pré-fixada. Este método é repetido até que um determinado critério de parada seja satisfeito (KORSAK e LARSON, 1969), (SHERKAT *et al.*, 1985), (FERRERO e SHAHIDEPOUR, 1997).
- Algoritmo de dois estágios: otimiza-se o primeiro estágio, onde os valores de armazenamento e afluência são conhecidos, de forma independente dos demais. Desta forma o custo total é equivalente ao custo ótimo do primeiro estágio somado ao custo esperado total dos demais estágios operativos, ou seja, do custo das decisões futuras (KALL e WALLACE, 1995), (FERRERO *et al.*, 1998).

Diversas outras metodologias foram apresentadas para a programação dinâmica visando torná-la computacionalmente viável. Em geral, estes métodos propostos buscam a redução do espaço de busca do problema, ou seja, redução do espaço de estados, ou ainda, a redução no número de estados visitados, que representa uma redução no número de discretizações para a formação da função de custo esperado, ou custo futuro da PD.

Dentre estas técnicas destaca-se a Programação Dinâmica Dual Estocástica, PDDE, que alia a técnica de decomposição de Benders à agregação de reservatórios em sistemas equivalentes e é utilizada em diversos estudos de planejamento (PEREIRA e PINTO, 1985) e (PEREIRA, 1989).

Adicionalmente, ressalta-se que o desenvolvimento tecnológico dos sistemas de hardwares e dos algoritmos de simulação e

otimização, observado ao longo dos últimos anos, tem facilitado o estudo de novas propostas de utilização da PD. Muitas destas propostas são baseadas em integração com técnicas de IA, originando inclusive em novas metodologias. Dentre elas podemos citar a técnica de Programação Neuro-dinâmica (BERTSEKAS e TSITSIKLIS, 1996) e técnicas de Programação Dinâmica *Fuzzy* (ALKAN *et al.*, 1994).

Aplicações destas técnicas ao planejamento energético podem ser vistas em (SU e HSU, 1991), (CHANDRAMOULI e RAMAN, 2001), (TILMANT *et al.*, 2002), (DANESHI, 2003), (MOUSAVI *et al.*, 2004), (MOUSAVI *et al.*, 2005), (CERVELLERA *et al.*, 2006), (KUMAR e PALANISAMY, 2006), (CHAVES e KOJIRI, 2007), (CASTELLETTI *et al.*, 2007), (DEKA e CHANDRAMOULI, 2009).

Na Tabela 6 são apresentadas as referências de programação dinâmica citadas no texto.

Tabela 6: Referências de programação dinâmica

Técnica	Autor(ES)	Ano
PDI	LARSON	1968
	TURGEON	1982
PDD Discreta	HEIDARI <i>et al.</i>	1971
	NOPMONGCOL e ASKEW	1976
PDEA	ARAÚJO e TERRY	1974
	KELMAN <i>et al.</i>	1990
PDSA	FABER e STEDINGER	2001
	KORSAK e LARSON	1969
	SHERKAT <i>et al.</i>	1985
PDDE	FERRERO e SHAHIDEHPOUR	1997
	PEREIRA e PINTO	1985
	PEREIRA	1989
PD + IA	BERTSEKAS e TSITSIKLIS	1996
	ALKAN <i>et al.</i>	1994
	SU e HSU	1991
	CHANDRAMOULI e	2001

Técnica	Autor(ES)	Ano
	RAMAN	
	TILMANT <i>et al.</i>	2002
	DANESHI	2003
	MOUSAVI <i>et al.</i>	2004
	MOUSAVI <i>et al.</i>	2005
	CERVELLERA <i>et al.</i>	2006
	KUMAR e PALANISAMY	2006
	CHAVES e KOJIRI	2007
	CASTELLETTI <i>et al.</i>	2007
	DEKA e CHANDRAMOULI	2009