

3

Modelagem do Problema de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Utilizando Algoritmos Genéticos

3.1

Introdução

A atual cadeia de modelos matemáticos e sua implementação computacional, usada pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS para a gestão hidrotérmica do SIN, foi desenvolvida e consolidada entre as segundas metades das décadas de 70 e de 90. Estes modelos foram concebidos para atender o critério de minimizar o valor esperado do custo de operação e implementados de acordo com o padrão tecnológico adequado ao uso e às exigências vigentes na época.

O racionamento de energia de 2001/2002 reforçou a idéia da necessidade de discutir se os critérios setoriais de avaliação de desempenho do sistema estão satisfatórios e se as metodologias e modelos utilizados estão em acordo com os reais interesses da sociedade. Além disso, intensificam-se as demandas ambientais e de uso múltiplo da água que impactam sua utilização na geração de energia elétrica, bem como é cada vez mais acentuada a complexidade do SIN decorrente não só da interdependência elétrica e energética, mas também da proliferação de agentes de geração e transmissão.

Adicionalmente, os contornos da realidade sócio-político-institucional demandam uma maior abrangência dos objetivos de otimização, exigindo que ao objetivo clássico da minimização do valor esperado do custo total da operação sejam conjugados outros critérios, tais como a segurança eletroenergética e minimização de vertimentos, por exemplo.

Apesar de existirem diversos métodos de otimização que podem ser aplicados ao planejamento da operação de sistemas elétricos, até o presente momento nenhuma aplicação se mostrou realmente satisfatória. Enquanto algumas aplicações possibilitam a representação de muitas características não-lineares do problema em detrimento da representação das incertezas, outras simplificam a representação física do sistema para tratar as incertezas hidrológicas. Sobre as primeiras pesam as críticas com relação a não considerar

os aspectos estocásticos do problema. Já sobre as segundas pesam as críticas com relação à instabilidades das soluções encontradas, bem como em relação à própria representação das incertezas. Outra deficiência comum às aplicações estocásticas e determinísticas é a difícil aplicação de métodos multicritério para a solução do problema. A maioria dos modelos atualmente em uso no Brasil considera a minimização do custo como critério de otimização, enquanto critérios como a manutenção de um nível de segurança eletroenergética não são adequadamente representados.

O desenvolvimento de uma modelagem que permita a representação adequada das incertezas sem que a representação física do sistema seja prejudicada, e que permita principalmente a consideração de múltiplos objetivos no processo de otimização foi o principal motivador para a realização deste trabalho. Os algoritmos genéticos, descritos na Seção 3.2, foram escolhidos para o desenvolvimento deste trabalho, assim como algumas possíveis abordagens multicritério, que são comentadas na Seção 3.3. A Seção 3.4 descreve detalhadamente a modelagem proposta para o problema, e a Seção 3.5 encerra o capítulo com a descrição dos protótipos desenvolvidos.

3.2

Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos (AG) são métodos heurísticos de otimização e busca inspirados nos mecanismos de evolução de populações de seres vivos. A teoria ou princípio da seleção natural, segundo a qual apenas os mais aptos sobrevivem, foi proposta por Charles Darwin em seu livro “On the Origin of Species by Means of Natural Selection” (13). Baseado nestes princípios, John Holland (14) propôs os chamados algoritmos genéticos, popularizados mais tarde por Goldberg (15).

Um processo de otimização pode ser resumido basicamente como a procura pela melhor solução em um espaço de busca, definido como a região onde as possíveis soluções para o problema podem ser obtidas. A melhor solução será aquela que minimiza ou maximiza o valor de uma função, denominada função objetivo.

Um algoritmo genético, inspirado no princípio da seleção natural, deve ser inicializado com uma população inicial de soluções contidas no espaço de busca do problema. Cada uma destas soluções é representada por uma estrutura de dados, usualmente um vetor de números binários ou reais, denominada cromossomo. Cada elemento do cromossomo é chamado de gene.

Durante o processo evolutivo, cada cromossomo é avaliado por uma função de aptidão (ou função de avaliação), que corresponde à função objetivo

do problema de otimização. Esta função pode ser representada simplesmente por uma função matemática ou até mesmo por um complexo programa, e sua finalidade é obter uma nota (ou aptidão) para o cromossomo, que reflete a qualidade da solução por ele representada (16).

Pelo princípio da seleção natural, os indivíduos mais aptos têm maiores chances de reprodução e sobrevivência, e os menos aptos tendem a não se perpetuar ao longo das gerações. Assim, nos algoritmos genéticos, os cromossomos mais aptos têm maiores chances de serem selecionados para serem combinados com outros cromossomos por meio das operações de crossover, gerando novos cromossomos para a próxima geração. Os cromossomos resultantes podem ainda sofrer modificações em suas características pelos operadores de mutação. O princípio básico de funcionamento de um algoritmo genético é mostrado na Figura 3.1:

```

Seja S(t) a população de cromossomos na geração t
t = 0
Inicializar S(t)
Avaliar S(t)
Enquanto {Critério de parada não satisfeito} Faça
    t = t + 1
    Selecionar S(t) a partir de S(t-1)
    Aplicar crossover sobre S(t)
    Aplicar mutação sobre S(t)
    Avaliar S(t)
Fim Enquanto
    
```

Figura 3.1: Descrição Geral de um Algoritmo Genético

3.2.1 Representação dos Cromossomos

Conforme já mencionado, um cromossomo é uma estrutura de dados formada por genes, que representa uma possível solução para o problema a ser otimizado. O conjunto de todas as soluções que um cromossomo pode assumir forma o seu espaço de busca. Se o cromossomo é composto por n genes, o seu espaço de busca será um espaço n -dimensional. Os tipos de representação mais comuns para os cromossomos são a binária e a real. Na primeira geralmente um conjunto de binários é tratado como uma codificação que leva a um número real. Apesar de simples e historicamente importante, esta representação não é adequada quando se deseja ter boa precisão numérica, como no caso de representação de variáveis contínuas.

Para o problema tratado neste trabalho será adotada a representação do cromossomo com genes reais, razão pela qual as próximas seções serão focadas

neste tipo de representação.

Supondo um problema de otimização no qual se deseje minimizar uma função qualquer $F(x, y)$. Uma possível representação real para a solução do problema é o cromossomo:

$$\begin{array}{|c|c|} \hline x & y \\ \hline \end{array}$$

onde x e y são variáveis reais.

3.2.2 Seleção

Inspirado no processo de seleção natural, o algoritmo genético deve selecionar os melhores indivíduos (ou cromossomos) de uma população para gerar os cromossomos filhos. Esta seleção é baseada na aptidão dos indivíduos, sendo que os que forem mais aptos terão uma maior probabilidade de serem selecionados. Uma forma de calcular esta probabilidade é a equação:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \tag{3-1}$$

onde f_i é a aptidão do indivíduo i e N é o tamanho da população.

Supondo uma população com 10 indivíduos, após calcular a aptidão de cada um desses indivíduos as respectivas probabilidades de seleção são calculadas. Os indivíduos mais aptos têm maior probabilidade de ser escolhidos para gerar os cromossomos filhos, conforme mostra a Figura 3.2.



Figura 3.2: Exemplo de Probabilidades de Seleção de cada Indivíduo

3.2.3 Operadores de Crossover

O operador de crossover, ou de cruzamento, é aplicado a um par de cromossomos selecionados da população gerando cromossomos filhos. Para

cada par de cromossomos selecionados, o crossover é aplicado com uma determinada probabilidade, denominada taxa de crossover. Se não ocorrer, os filhos serão os próprios pais.

Sejam dois cromossomos pais representados por números reais:

$$p_1 = (p_{1,1}, p_{1,2}, \dots, p_{1,L})$$

$$p_2 = (p_{2,1}, p_{2,2}, \dots, p_{2,L})$$

e o cromossomo filho representado por:

$$c = (c_1, c_2, \dots, c_L)$$

Suponha que os genes i dos cromossomos estão limitados ao intervalo $[a_i, b_i]$. Considere ainda que a notação $U[x, y]$ representa uma distribuição uniforme definida no intervalo $[x, y]$, e a notação $N[\mu, \sigma]$ representa uma distribuição normal com média μ e desvio padrão σ . A seguir serão mostrados alguns operadores aritméticos de crossover para números reais.

Crossover Aritmético

Dois cromossomos c_1 e c_2 são produzidos a partir de uma combinação linear dos pais, da seguinte forma (17):

$$c_1 = \beta p_1 + (1 - \beta)p_2 \quad (3-2)$$

$$c_2 = (1 - \beta)p_1 + \beta p_2 \quad (3-3)$$

onde $\beta \in U[0, 1]$.

Este operador não extrapola o intervalo entre p_1 e p_2 , o que pode ocasionar uma perda de diversidade em alguns casos.

Crossover BLX-alfa ou Blend Crossover

Para este operador, o cromossomo filho é calculado como (18):

$$c = p_1 + \beta(p_2 - p_1) \quad (3-4)$$

onde $\beta \in U[-\alpha, 1 + \alpha]$.

Os parâmetros α e β são responsáveis pelas características do operador, definindo as regiões nas quais os cromossomos filhos podem se situar. Quando o parâmetro $\alpha = 0$ e o valor de β é constante, os filhos se situam no intervalo entre os pais (I) mostrado na Figura 3.3 (16). Quando α assume valores maiores

do que zero, o intervalo é estendido, evitando a perda de diversidade que ocorre em outros operadores.

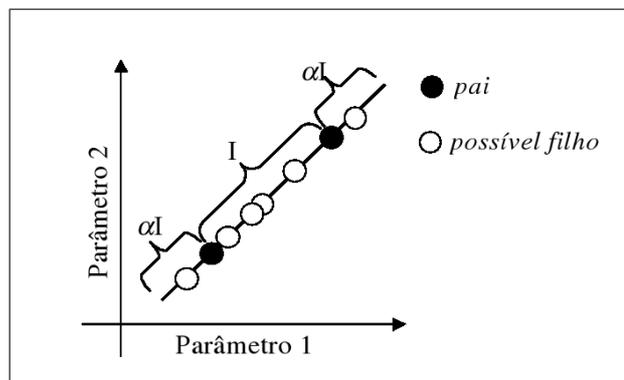


Figura 3.3: Crossover BLX-alfa para um valor de β constante

Caso valores diferentes de β sejam usados para gerar os filhos, estes podem se situar na região delimitada na Figura 3.4 (16).

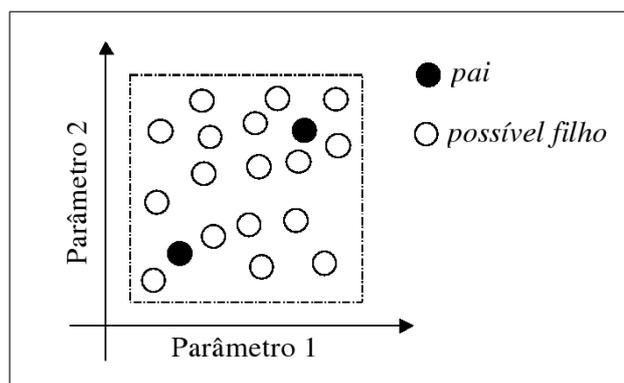


Figura 3.4: Crossover BLX-alfa para valores variáveis de β

3.2.4

Operadores de Mutação

Após a operação de crossover, o operador de mutação é aplicado a cada gene do cromossomo filho com determinada probabilidade, chamada de taxa de mutação, para realizar mudanças aleatórias em alguns genes e garantir a diversidade da população. A seguir serão mostrados alguns operadores de mutação.

Mutação Uniforme

Consiste na simples substituição de um gene selecionado por um número aleatório $U[a_i, b_i]$ (17).

Mutação Limite

É a substituição do gene selecionado por um dos limites do intervalo permitido para o gene, ou seja, a_i ou b_i (17).

Mutação Não-Uniforme

Consiste na simples substituição do gene i selecionado por um número extraído de uma distribuição não-uniforme (17):

$$c_i = \begin{cases} p_i + (b_i - p_i) \cdot f(G) & \text{se } r_1 < 0.5 \\ p_i + (p_i - a_i) \cdot f(G) & \text{se } r_1 \geq 0.5 \end{cases}$$

onde

$$f(G) = \left(r_2 \left(1 - \frac{G}{G_{max}} \right) \right)^b \quad (3-5)$$

onde $r_1 \in (0, 1)$ e $r_2 \in (0, 1)$, G é o número da geração corrente, G_{max} é o número máximo de gerações, e b é um parâmetro do sistema que determina a forma da função.

3.2.5

Elitismo

O desempenho dos AGs é freqüentemente medido pela evolução do melhor indivíduo e pelo valor médio da função de avaliação para toda a população ao longo das gerações. Para que os melhores indivíduos não sejam perdidos entre as gerações devido à mutação e crossover, uma estratégia denominada de elitismo (19) transfere os melhores indivíduos de geração para geração, garantindo assim que as melhores soluções obtidas sejam preservadas. Um tipo de elitismo denominado de *steady-state* substitui os n piores pais, mantendo assim os melhores indivíduos da população para a próxima geração.

3.3

Métodos Multicritério

Conforme discutido anteriormente neste trabalho, a complexidade do problema de planejamento da operação de sistemas elétricos exige que seja considerada não apenas a estocasticidade e a otimização em relação a um objetivo, mas também a consideração de mais de um objetivo.

A principal limitação encontrada na maioria das aplicações existentes atualmente é que as técnicas usadas foram desenvolvidas para a otimização visando apenas um único objetivo.

À medida que se deseja incluir múltiplas medidas de desempenho para uma solução, surge a questão em relação à melhor maneira de se considerar estes diferentes critérios para obter uma medida de comparação entre as soluções.

Nesta seção serão comentadas algumas formas de considerar os diferentes objetivos com o intuito de obter uma medida de comparação entre as soluções, que podem ser usadas como forma de avaliação dos cromossomos durante o processo evolutivo do AG.

Neste trabalho foi adotada a técnica de distância ao alvo, descrita na Sub-seção 3.3.3. Os conceitos de dominância e conjunto de Pareto Ótimo são descritos na Seção , e uma potencial aplicação desta técnica no problema em questão, no Capítulo 5.

3.3.1

Agregação dos Objetivos

Este método é o mais simples, e consiste na média ponderada em relação a cada objetivo. Assim, a avaliação F será (20):

$$F = \sum_{i=1}^N w_i f_i \quad (3-6)$$

onde f_i é a avaliação em relação ao objetivo i e w_i é o peso atribuído a este objetivo.

A principal dificuldade deste método é a atribuição dos pesos que serão usados para combinar os diferentes objetivos.

3.3.2

Dominância e o Conjunto de Pareto Ótimo

Contrariamente ao caso mono-critério, nos problemas de otimização multicritério há mais de uma função a ser otimizada. Portanto, nos problemas multicritério não existe necessariamente uma solução ótima, pois as soluções que otimizam determinado objetivo, em geral, não otimizam os demais. Em otimização multicritério, busca-se determinar um conjunto de soluções não dominadas, que são aquelas que garantidamente não são piores do que alguma outra em relação a todos os objetivos considerados (21).

Seja um problema de minimização, no qual o vetor objetivo é $F(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_q(x)]$, cujos componentes são os valores de cada função objetivo para a solução viável x . Uma solução é dita não dominada se não existe outra solução viável y tal que $f_i(y) \leq f_i(x)$ para qualquer objetivo $i = 1, \dots, q$, com $f_l(x) < f_l(y)$ para pelo menos algum $l = 1, \dots, q$ (21).

O conjunto de soluções não-dominadas formam o chamado conjunto de Pareto ótimo, conforme mostrado na Figura 3.5 (22).

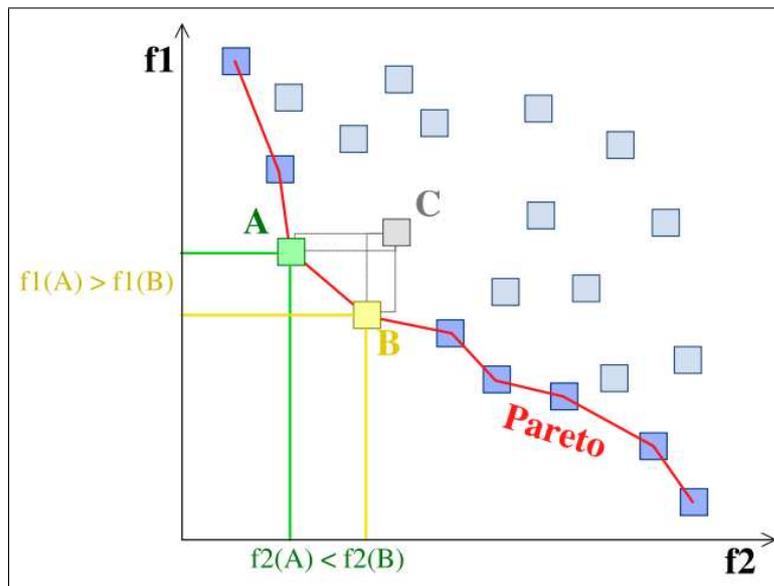


Figura 3.5: Fronteira, ou conjunto de Pareto ótimo

Similarmente, uma solução x é dita dominar outra solução y quando não é pior do que y para nenhum objetivo.

A principal característica desta técnica é que no final da otimização se obtém não uma única solução, mas um conjunto de soluções. A escolha da melhor solução pode ser facilitada com o auxílio dos chamados sistemas de apoio à decisão.

3.3.3 Técnicas de Distância ao Alvo

Nos problemas práticos usualmente existem valores meta de atendimento para cada objetivo, de forma que uma solução boa em relação a um objetivo, mas ruim em relação a outro, pode ser indesejada.

Para que uma meta seja alcançada, uma possível alternativa é basear a medida de aptidão na distância entre as avaliações de cada objetivo e um valor-meta para cada um destes objetivos. Assim, a aptidão do cromossomo pode ser calculada como (20):

$$F = \left(\sum_{i=1}^N |meta_i - f_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3-7)$$

onde $p \geq 1$.

O valor do parâmetro p exerce uma pressão de balanceamento, de modo que quanto maior p se torna mais difícil que uma solução não balanceada seja considerada superior em relação a uma outra solução mais equilibrada. Caso

$p = 1$, tem-se a chamada distância de Manhattan, e se o valor de $p = 2$, tem-se a distância euclidiana. Neste trabalho adotou-se o valor $p = 2$, embora testes futuros com outros valores possam ser realizados.

Esta técnica se mostra adequada para a modelagem do problema de planejamento descrito neste trabalho, uma vez que permite a consideração de níveis meta para os riscos anuais de déficit, permitindo assim a explicitação do critério de segurança operativa na solução problema.

3.4

Proposta de Modelagem Utilizando Algoritmos Genéticos

No quadro institucional do atual modelo do setor elétrico brasileiro, cabe ao Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS, a construção e manutenção da rede tecnológica que garanta a evolução e sustentação de suas necessidades para a gestão hidrotérmica do SIN, levando em conta as peculiaridades únicas do SIN, os avanços e o estado da arte das tecnologias de informação e das ferramentas para modelagem de sistemas complexos (23).

Para encaminhar estas questões, o ONS promoveu em dezembro de 2004 o 1º Seminário de Prospecção Tecnológica do ONS - SPTO, que teve por objetivo obter subsídios para o refinamento de sua política e das linhas de ação de desenvolvimento tecnológico para os próximos anos, identificando as investigações concretas que precisam ser conduzidas pelo ONS, em conjunto com consultores, universidades e centros de pesquisa (23).

No que diz respeito ao tema “Otimização Hidrotérmica”, foram abordadas questões referentes à necessidade de aprimoramento nos modelos atualmente empregados, ao aperfeiçoamento da representação das incertezas e ao uso de enfoque multicritério e sistemas de apoio à decisão no processo de planejamento (23).

Entre as conclusões deste seminário, pode-se citar a necessidade de aperfeiçoar as metodologias atualmente em uso no ONS e também de buscar alternativas metodológicas a partir de novas linhas de investigação que não vem sendo consideradas atualmente.

O presente trabalho insere-se neste contexto, e trata do módulo de otimização de um sistema integrado de apoio à decisão para o planejamento da operação do SIN, proposto pelo Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada da PUC-Rio, que é representado na Figura 3.6 (20). Este sistema utilizará técnicas de inteligência computacional, e será composto por diversos módulos que visam não apenas a otimização do planejamento do SIN, mas o tratamento de variáveis e restrições ambientais e restrições qualitativas, módulos de previsões e inferências, geração de cenários de aflúncias e de

demandas, além de uma interface que permita ao usuário realizar estudos e analisar resultados de forma amigável.

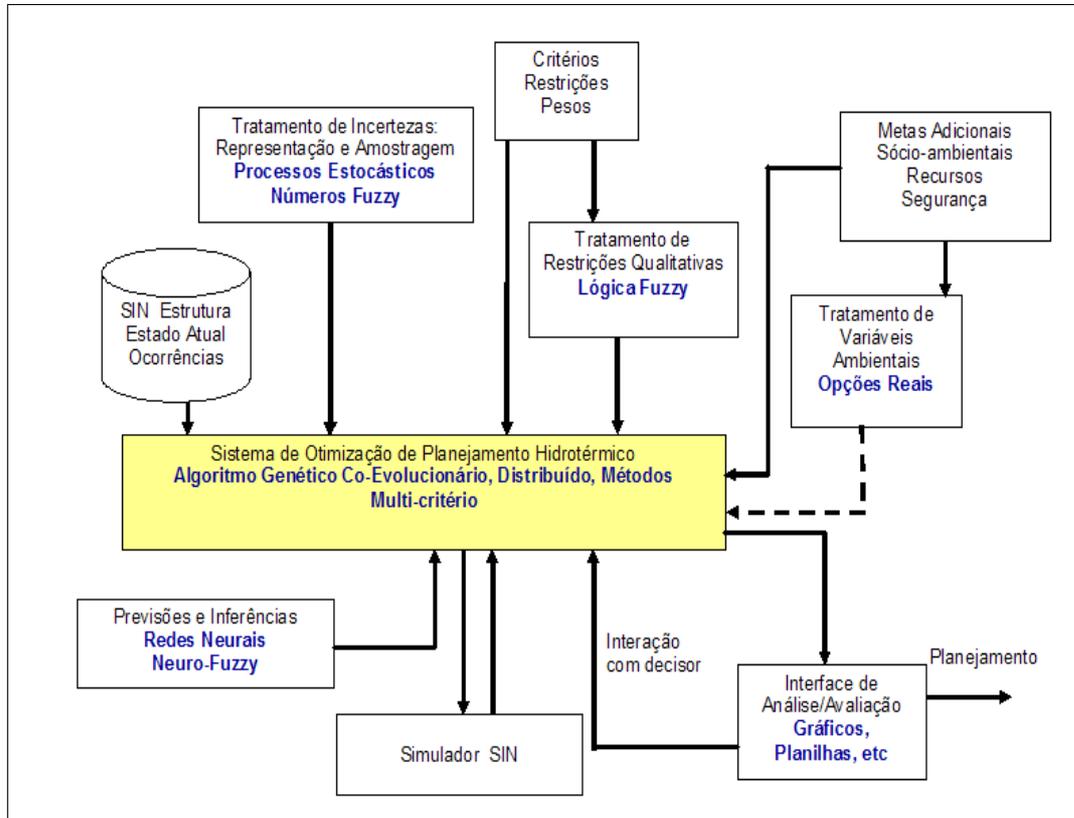


Figura 3.6: Sistema de Apoio à Decisão

O problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de médio prazo, conforme mencionado anteriormente, consiste na determinação das parcelas de geração hidráulica, térmica e intercâmbios entre as regiões do sistema de modo a atender algum critério. A principal dificuldade na solução deste problema está relacionada às incertezas associadas a diversos fatores, sendo que o mais significativo, no caso brasileiro, é a hidrologia.

Uma vez que as aflúências futuras são desconhecidas e de difícil previsão, a determinação da parcela de geração hidráulica que não comprometa a operação futura e que assegure a segurança do sistema é fundamental.

O principal foco da modelagem que será proposta é a determinação, por meio de um AG, das metas de geração hidráulica para cada subsistema, em cada estágio do período de planejamento de médio prazo. Uma vez definidas as metas de geração hidráulica, as demais grandezas (armazenamento final do estágio, vertimento, geração térmica e intercâmbio) serão obtidas a partir dessas metas. A modelagem proposta se baseia em sistemas equivalentes de energia, cujos parâmetros são fornecidos como dados de entrada do problema.

Na modelagem de um sistema qualquer de otimização baseado em algoritmos genéticos, precisa-se definir o modelo dos cromossomos e a função

de avaliação. As próximas seções tratam destes detalhes da modelagem.

3.4.1

Modelagem do Cromossomo

A modelagem do cromossomo é a principal dificuldade encontrada ao se utilizar um algoritmo genético para solucionar um problema de otimização, e é também a etapa mais importante, sendo decisiva para o sucesso ou fracasso da aplicação.

Inicialmente deve ser decidido como o espaço de soluções do problema pode ser descrito e como representar as possíveis soluções por meio de uma estrutura de dados composta por genes binários ou reais. A modelagem do cromossomo deve considerar ainda que soluções inviáveis do ponto de vista prático são indesejadas, resultando no descarte do cromossomo e, conseqüentemente, em desperdício de tempo computacional para a geração e avaliação de outro cromossomo filho. Dessa forma, deve ser buscada uma modelagem que não permita soluções inviáveis.

O cromossomo pode ser modelado de forma que a solução seja obtida para todo o período de estudo diretamente a partir da consulta aos valores dos genes, ou indiretamente, a partir de um sub-módulo do programa que utilize as informações compostas nos genes para calcular a solução representada.

O nível de detalhamento com o qual se deseja que a solução seja representada também deve ser decidido antes da modelagem do cromossomo. No caso do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos interligados existem duas formas principais de representação do problema. A primeira é a representação dos subsistemas de forma detalhada ao longo de todo o horizonte, considerando a operação de cada usina no cromossomo, o que certamente seria proibitivo devido à dimensão do espaço de busca resultante de uma representação para o Sistema Interligado Nacional. Outra dificuldade seria a obtenção de uma representação que permita apenas soluções viáveis para o planejamento. A segunda forma de representação utilizada é a representação do SIN por meio de subsistemas equivalentes de energia, que simplifica bastante o problema por reduzir a sua dimensão, além de evitar a representação do acoplamento espacial entre as usinas hidrelétricas.

A modelagem ideal para este problema deve tomar partido das vantagens da consideração de sistemas equivalentes de energia e, ao mesmo tempo, possibilitar a obtenção de uma solução com um nível de detalhamento muito maior do que um a sistemas equivalentes de energia é capaz de representar.

Para o problema do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos interligados existem diversas variáveis sob as quais devem ser exercidas de-

ções, tais como as gerações térmicas e hidráulicas, intercâmbios e vertimentos. Essas são, portanto, candidatas naturais para a representação do cromossomo.

A principal dificuldade é obter uma representação a partir da qual um planejamento viável possa ser obtido para qualquer conjunto de cenários de energias naturais afluentes fornecidos para a otimização. Se as metas de geração térmica para cada subsistema em cada estágio do período de estudo forem representadas nos genes do cromossomo será possível a existência de soluções nas quais usinas térmicas mais caras de um subsistema seriam despachadas enquanto usinas mais baratas em outros sistemas não geram energia. Este tipo de solução, apesar de viável, não é um comportamento que pode ser observado em uma operação que, dentre outros critérios, deve visar alguma racionalidade econômica.

A representação dos intercâmbios é também questionável, uma vez que ocorre no sentido de subsistemas no quais energia é mais barata para os subsistemas nos quais a energia é mais cara. Este tipo de representação certamente implicaria em sistemas com geração mais cara exportando para sistemas com geração mais barata, e até mesmo para sistemas que estejam vertendo.

Logo, a opção adotada neste trabalho foi a representação do cromossomo por números reais, onde cada gene corresponde a uma meta de geração hidráulica para um subsistema em cada estágio do período de planejamento. A escolha de números reais para essa representação se deve ao fato da geração hidráulica ser uma variável contínua, que é melhor representada por um número real do que por um número binário.

Assim, o cromossomo será formado por $nSis \times nPerEstudo$ genes, onde $nSis$ é o número total de subsistemas e $nPerEstudo$ é o número de períodos do estudo. A Figura 3.7 mostra o cromossomo proposto.

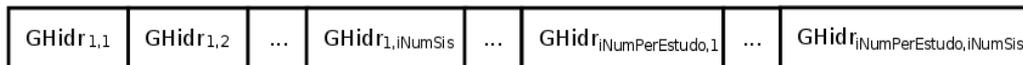


Figura 3.7: Cromossomo proposto, baseado nas metas de geração hidráulica para cada sistema.

Os genes, ou seja, as metas de geração hidráulica, devem ser limitados inferiormente pela geração hidráulica mínima de cada subsistema e superiormente pelas respectivas gerações hidráulicas máximas.

Estas gerações hidráulicas mínimas e máximas não contemplam a disponibilidade ou não de recursos, pois se tratam de estimativas de limites físicos que devem ser definidos *a priori*. Desta forma, as metas de geração hidráulica definidas pelo cromossomo devem ser submetidas a um módulo de simulação

do SIN, que determinará, para cada mês do estudo, um despacho viável para os subsistemas. A função de avaliação, a partir deste despacho viável, retorna ao algoritmo genético um indicador da qualidade do cromossomo.

Para levar em conta as incertezas hidrológicas, o cromossomo é submetido a um conjunto de cenários em pente, equiprováveis ou não, e os despachos viáveis para cada um deles são calculados, cabendo à função avaliação, por exemplo, retornar ao AG o custo médio e o desvio padrão da média para que estes parâmetros sejam minimizados.

Como pode ser constatado, o valor de um gene influencia o valor dos outros genes no momento da avaliação, uma vez que uma elevada meta de geração hidráulica em um gene para um estágio pode comprometer o atendimento da meta de geração dos genes seguintes. Em outras palavras, um gene de um cromossomo que tem sua meta de geração hidráulica atendida para um cenário pode não ter esta mesma meta atendida para o mesmo cenário caso seja transferido para outro cromossomo onde, por exemplo, os genes dos estágios anteriores possuam valores meta de geração hidráulica muito elevados. Este tipo de interação entre os genes do cromossomo é chamada epistasia e torna o problema ainda mais difícil para solução pelos AGs.

Embora a avaliação possa ser realizada de diversas formas, como será visto adiante, recomenda-se que a representação do cromossomo seja sempre realizada sob a forma de sistemas equivalentes de energia para que a dimensão do problema não inviabilize a aplicação para o horizonte de planejamento de médio prazo. Já a representação temporal pode ser alterada e até mesmo hibridizada, de forma que períodos menores como semanas, ou maiores como trimestres, possam ser representados. Assim, é possível discretizar o período de estudo semanalmente no início, mensalmente no período intermediário e trimestralmente, por exemplo, no restante do horizonte. No presente trabalho, conforme será descrito adiante, adotou-se a discretização temporal mensal e a representação espacial sob a forma de sistemas equivalentes de energia.

3.4.2

Função de Avaliação

A função de avaliação proposta é um módulo do programa responsável por submeter o cromossomo a diversos cenários de ENAs e calcular a avaliação associada a cada uma destas possíveis situações. Ao final do processamento do algoritmo genético, o cromossomo representa uma programação de operação hidráulica que, dado o critério de otimização utilizado, é a melhor solução encontrada.

Os critérios de otimização podem ser diversos, tais como minimizar o

custo total médio, minimizar o custo total médio e o desvio padrão da média dos custos, minimizar o custo total máximo, atingir um risco de déficit pré-estipulado, etc. A escolha do critério depende do perfil de planejamento que se deseja atender.

A função de avaliação proposta e utilizada neste trabalho, por simplicidade, representa o SIN com a agregação das usinas em subsistemas hidrotérmicos interligados. No entanto, as metas de geração hidráulica por subsistema vindas do cromossomo poderiam ser avaliadas considerando as usinas e suas características, seja por meio de um simulador a usinas individualizadas, ou mesmo por um modelo de programação não linear.

Ao submeter o cromossomo a um cenário, o primeiro passo é percorrê-lo do estágio inicial do estudo até o estágio final (primeiro ao último gene) e avaliar, para cada mês do estudo, se as metas de geração hidráulicas ($MetaGHidr_{cromossomo}$) são viáveis para este cenário.

Na Figura 3.8, as metas de geração hidráulicas são representadas por subsistema, a cada estágio, por $GHidr_{t,Sis}$ no cromossomo preto, na parte superior da figura. A variável t representa o período do estudo, de 1 até $iNumPerEstudo$, e Sis corresponde ao índice dos subsistemas, de 1 até $iNumSis$. Em seguida o construtor de soluções viáveis tenta atender essas metas e, caso não seja possível atendê-las em alguns estágios, uma geração viável é calculada e substitui o valor previamente estipulado pelo AG. Na Figura 3.8, as metas iniciais viáveis são representadas em verde, enquanto as metas inicialmente inviáveis são representadas em vermelho. Após o cálculo das gerações hidráulicas viáveis, o construtor de soluções deverá calcular as gerações térmicas e intercâmbios, a fim de atender o mercado de energia. O processo de verificação dos valores viáveis de geração hidráulica, térmica e intercâmbios será detalhado a seguir.

Inicialmente faz-se a energia armazenada inicial ($EArm_i^t$) ser igual à energia armazenada final do mês anterior ($EArm_f^{t-1}$). Em seguida, são calculadas a geração hidráulica máxima ($GHidr_{max}$), a energia de vazão mínima ($EVazMin$), a energia evaporada ($EEvap$) e a geração a fio d'água ($EFio$).

A geração hidráulica máxima, assim como a energia de vazão mínima e a energia evaporada, variam de acordo com o estado de armazenamento do subsistema e são, portanto, aproximadas por parábolas fornecidas como dado de entrada do programa. A energia a fio d'água, por sua vez, é obtida a partir de um fator de separação da ENA, que também é fornecido como entrada do programa. Ao multiplicar a energia natural afluyente total pelo fator de separação da ENA se obtém a energia a fio d'água. A energia natural afluyente, descontada a energia a fio d'água, é a ENA controlável (ENA_{contr}).

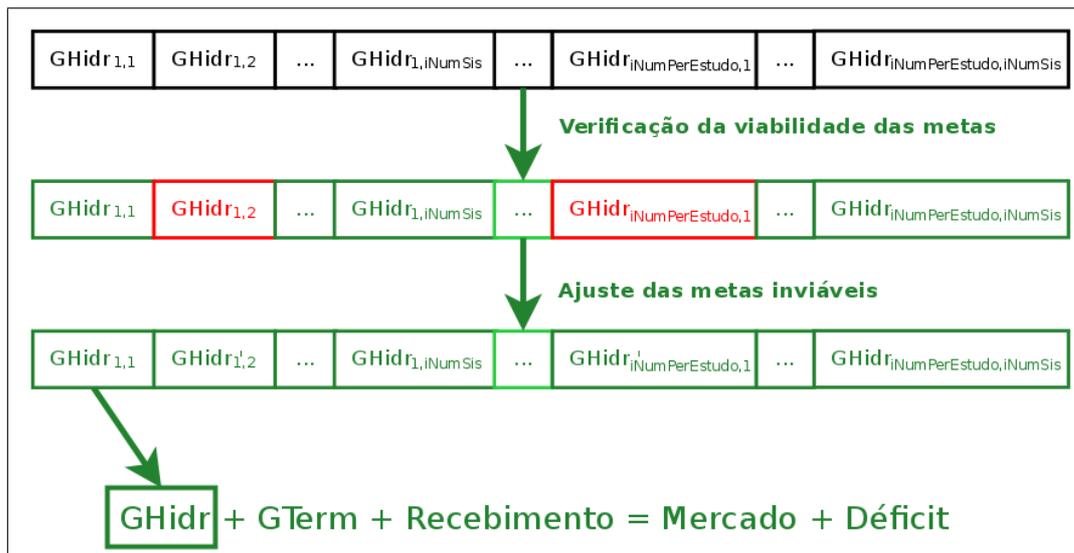


Figura 3.8: Verificação da viabilidade das metas de geração hidráulica do cromossomo

O passo seguinte é obter uma estimativa da energia armazenada total supondo que toda a energia natural afluyente controlável será armazenada:

$$EArm_i^t = EArm_f^{t-1} + ENA_{contr} - EEvap \quad (3-8)$$

As metas de geração hidráulica estipuladas pelo cromossomo serão atendidas inicialmente pela geração a fio d'água ($EFio$) e pela geração proveniente das pequenas usinas ($GerPeqUsi$), que não são despachadas centralizadamente e, posteriormente, pela geração hidráulica controlável. Assim, a meta restante de geração hidráulica ($MetaGHidr$), que deve ser atendida com geração hidráulica controlável ($GHidr$), é calculada por:

$$MetaGHidr = \min\{MetaGHidr_{cromossomo} - EFio - GerPeqUsi; 0\} \quad (3-9)$$

Esta meta restante é utilizada para calcular a geração hidráulica controlável:

$$GHidr = \min\{EArm_i^t; MetaGHidr; GHidr_{max}\} \quad (3-10)$$

Nesta etapa, o armazenamento calculado anteriormente deve ser atualizado para considerar a geração controlável, a energia de vazão mínima e a energia vertida, que corresponde àquela energia que exceder a capacidade de armazenamento do sistema. Sempre que for possível, ou seja, quando a geração

não está limitada pelo engolimento máximo da usina, esta energia será gerada ao invés de vertida, evitando assim uma geração térmica desnecessária.

Em seguida, a demanda ainda não atendida ($Demanda_{remanescente}$) para cada estágio é calculada a partir da diferença entre a demanda ($Demanda$) e a soma da geração hidráulica controlável ($GHidr$), da geração a fio d'água ($EFio$) e da geração de pequenas usinas ($GerPeqUsi$).

$$Demanda_{remanescente} = Demanda - (GerPeqUsi + GHidr + EFio) \quad (3-11)$$

Existem três possibilidades para os valores da demanda ainda não atendida:

- $Demanda_{remanescente} = 0$, ou seja, a demanda foi plenamente atendida pela geração hidráulica, e o custo de operação deste subsistema neste estágio é zero.
- $Demanda_{remanescente} < 0$, ou seja, este subsistema gerou mais energia hidráulica do que o necessário para atendimento do seu mercado interno. Neste caso a energia hidráulica excedente será exportada para os subsistemas que ainda não tenham atendido suas cargas com geração hidráulica própria. A exportação de energia é realizada sempre em ordem de proximidade entre o subsistema exportador e os importadores.
- $Demanda_{remanescente} > 0$, ou seja, a demanda do subsistema não foi atendida apenas com a geração hidráulica interna. Neste caso o subsistema recebe energia de outros subsistemas cuja geração hidráulica tenha excedido a demanda, desde que haja capacidade disponível para recebimento de energia, e aciona a geração térmica necessária para atender o restante da demanda.

A redistribuição dos excessos de energia é realizada por um algoritmo especialista que percorre todos os subsistemas com excesso de geração e exporta a energia excedente para os subsistemas que tenham uma demanda remanescente maior do que zero, sempre observando a ordem de proximidade entre os subsistemas para minimizar as perdas por intercâmbio. A Figura 3.9 ilustra o processo de redistribuição das gerações hidráulicas excedentes entre os subsistemas.

Neste algoritmo, todos os subsistemas com excesso de geração são percorridos e, para cada um deles:

1. Determina qual é o menor caminho para o subsistema mais próximo que precise de energia ($Demanda_{remanescente} > 0$).

2. Calcula qual é a capacidade máxima de exportação pelo caminho determinado no passo 1.
3. Decide a energia a ser exportada por este caminho, que será o menor valor entre a capacidade máxima de intercâmbio (passo 2), o excesso de geração do subsistema exportador e a demanda remanescente do sistema importador.
4. Atualiza os valores das demandas remanescentes, capacidades disponíveis nas linhas de transmissão e intercâmbio entre os subsistemas.
5. Verifica se a $Demanda_{remanescente}$ do sistema exportador ainda é menor do que zero. Caso positivo, prossegue. Caso contrário, considerar o próximo sistema cuja $Demanda_{remanescente}$ seja negativa e voltar ao passo 1.
6. Verifica se ainda existe algum sistema com $Demanda_{remanescente} > 0$. Se existir, voltar ao passo 1. Se não existir, sair do algoritmo.

Após calcular a geração hidráulica e atualizar a demanda ainda não atendida em cada subsistema, o problema resultante consiste em determinar a geração térmica e atualizar os intercâmbios entre os subsistemas de tal forma que o custo de operação seja minimizado. Conforme visto no Capítulo 2, este problema é desacoplado no tempo e no espaço, e pode ser solucionado despachando-se as usinas termelétricas por ordem de mérito. O algoritmo básico adotado é descrito abaixo e o procedimento descrito pode ser visualizado detalhadamente na Figura 3.10.

1. Ordenar todas as usinas térmicas do estudo em ordem crescente de custo de operação.
2. Escolher a usina mais barata da lista cuja geração atual seja inferior à sua capacidade máxima.
3. Calcular a energia que é necessária para atender a demanda remanescente do subsistema mais próximo cuja capacidade disponível de recebimento seja maior do que zero. O subsistema no qual a usina se encontra será sempre o mais próximo e com capacidade infinita de recebimento, ou seja, uma usina termoeétrica gerará prioritariamente para seu próprio subsistema.
4. A usina é despachada no valor calculado anteriormente, limitada à sua capacidade máxima e à capacidade de intercâmbio de energia do sistema exportador para o importador pelo caminho mais curto disponível.

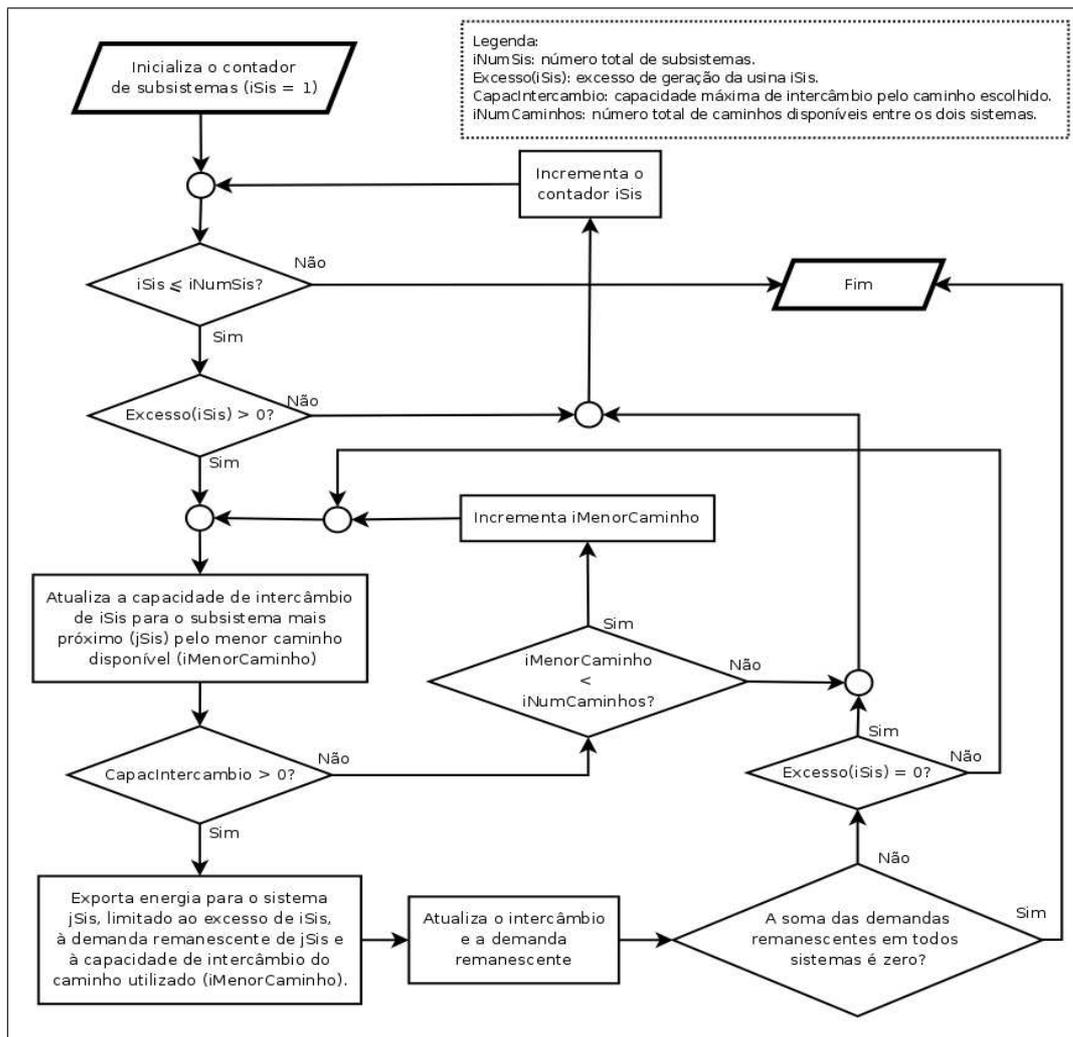


Figura 3.9: Fluxograma para redistribuição dos excessos de geração

5. Verifica se ainda existe alguma demanda não atendida. Caso positivo, volta ao passo 2. Caso contrário, a otimização está concluída para este cenário.

O déficit, ou seja, a carga não atendida de cada subsistema, é modelada da mesma forma que as usinas térmicas, com custos diferenciados de acordo com a profundidade do corte de carga.

Após percorrer todos os genes do cromossomo e resolver o problema de otimização descrito nesta seção, diversos indicadores podem ser calculados para este cenário, tais como o custo total de operação, demanda não atendida, etc.

Em seguida, outros cenários são avaliados e os indicadores associados a cada um deles é calculado. De posse de todas essas métricas, os indicadores de desempenho do cromossomo para o conjunto de cenários devem ser estimados. Conforme citado anteriormente, alguns exemplos de indicadores são o custo total médio, o desvio padrão da média dos custos, o somatório dos déficits

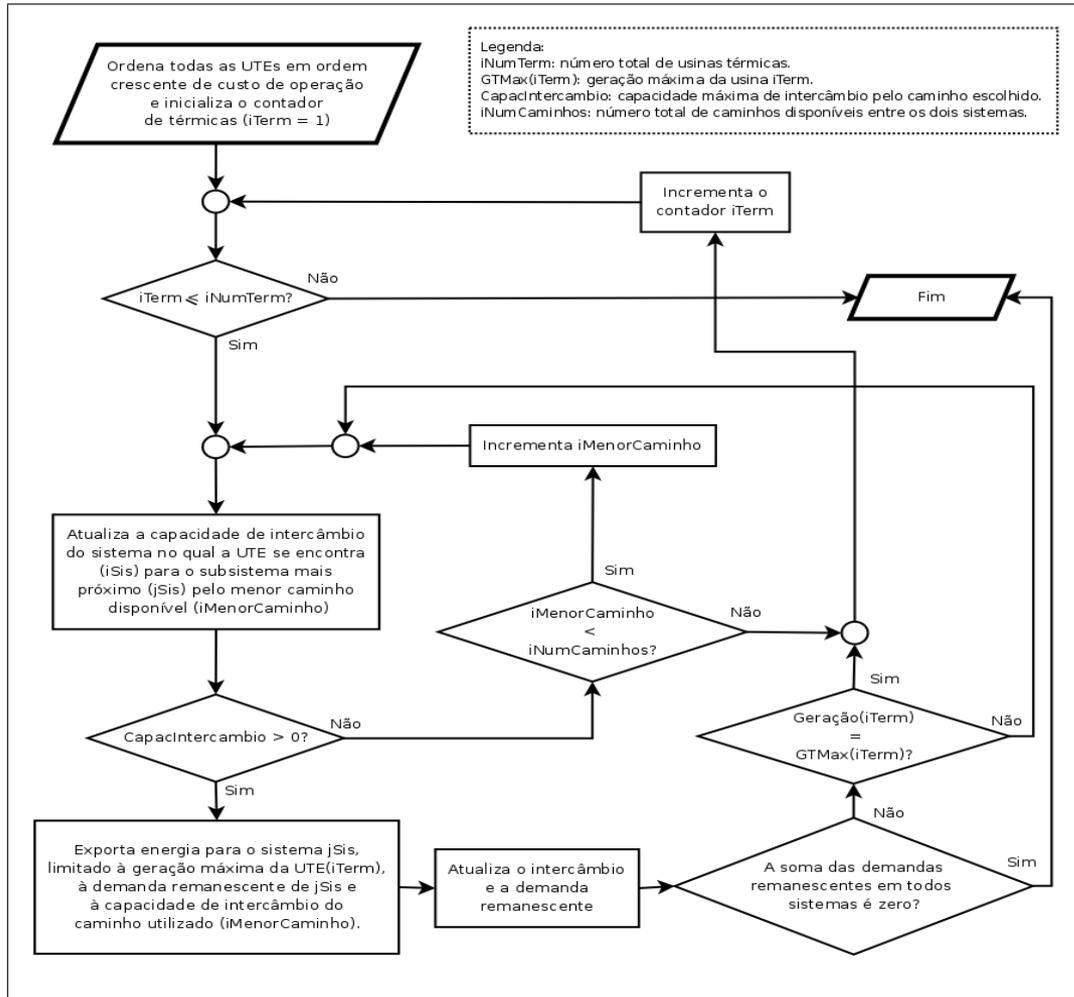


Figura 3.10: Fluxograma para cálculo da geração térmica e intercâmbios

em todos os cenários avaliados e até mesmo o risco de déficit anual em cada subsistema. A Figura 3.11 exemplifica este processo.

3.4.3 Exemplo

Para exemplificar como é realizada a avaliação de um cromossomo para um determinado estágio, suponha um cromossomo com as metas viáveis mostradas na Figura 3.12.

Considere ainda o problema hipotético com 4 subsistemas cujas cargas são mostradas na Figura 3.13, assim como as usinas térmicas disponíveis em cada subsistema e seus respectivos custos.

O primeiro passo é abater as gerações hidráulicas viáveis da carga de cada subsistema, da seguinte forma:

– **Sistema 1**

$$Carga_{restante} = 5000 - 4000 = 1000$$

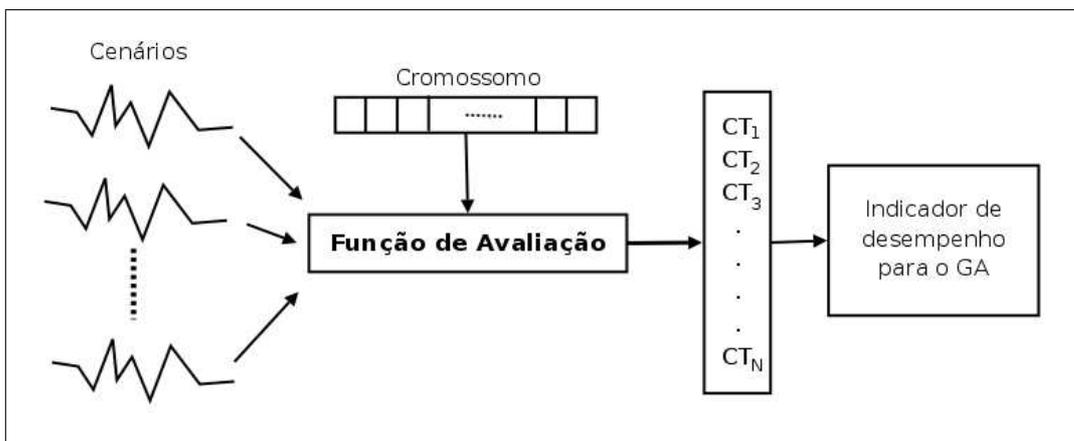


Figura 3.11: Processo de avaliação do cromossomo – Exemplo

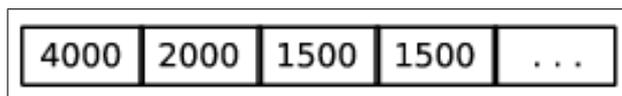


Figura 3.12: Exemplo – Gerações Hidráulicas Viáveis

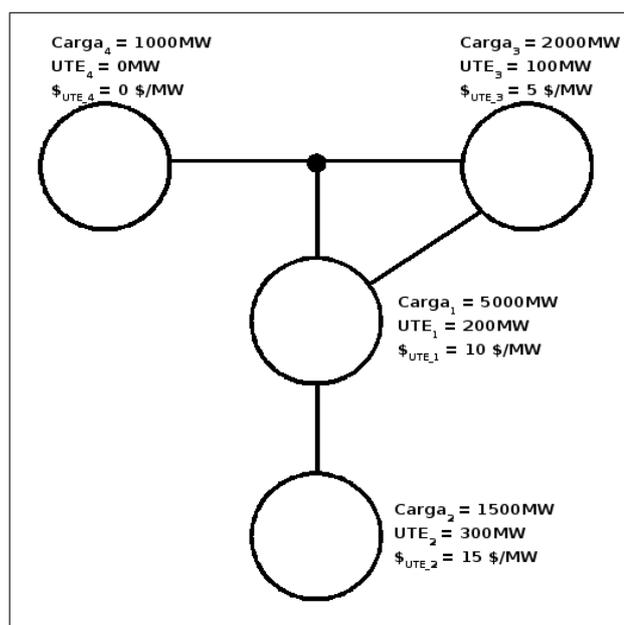


Figura 3.13: Exemplo – Caso hipotético – Configuração

– Sistema 2

$$Carga_{restante} = 1500 - 2000 = -500$$

– Sistema 3

$$Carga_{restante} = 2000 - 1500 = 500$$

– Sistema 4

$$Carga_{restante} = 1000 - 1500 = -500$$

A carga ainda não atendida em cada subsistema é representada de vermelho, enquanto os excessos de geração são representados na cor verde, conforme ilustra o diagrama da esquerda, na Figura 3.14. Em seguida, os excessos de geração são exportados para os subsistemas mais próximos, resultando no estado mostrado no diagrama da direita, na Figura 3.14.

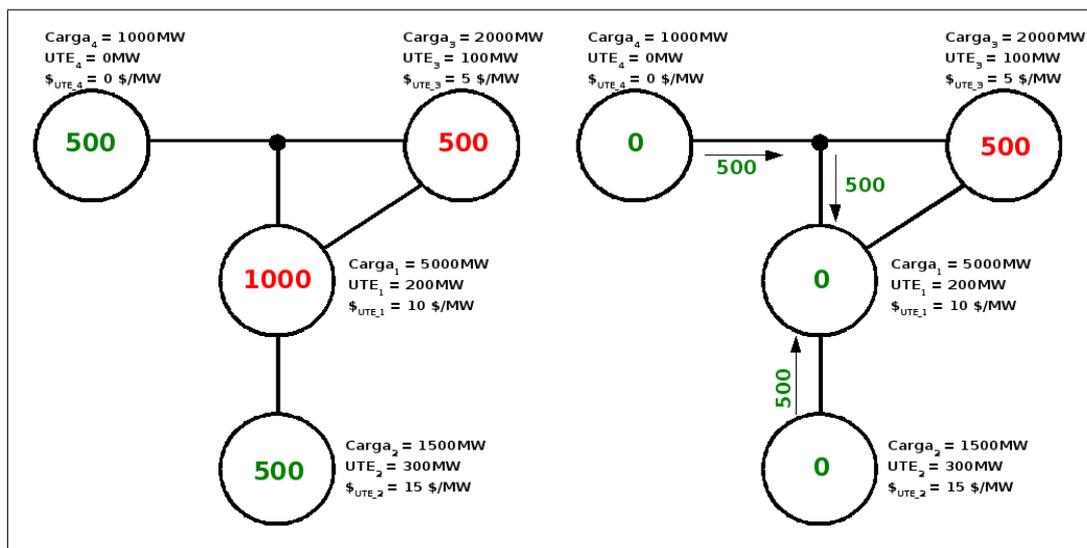


Figura 3.14: Exemplo – Caso hipotético – Cálculo e Distribuição dos Excessos de Geração

As usinas térmicas são, em seguida, despachadas por ordem de mérito para o atendimento do subsistema mais próximo que ainda não tenha atendido toda a sua carga. Dessa forma, são geradas as usinas do subsistema 3, 1 e 2, nesta ordem, como ilustram as Figuras 3.15 e 3.16.

O custo total de operação para o estágio e cenário considerados é calculado como o somatório dos produtos das gerações térmicas em cada subsistema pelos custos do MWmed gerado nessas usinas. Assim:

$$Custo = 100 \cdot 5 + 200 \cdot 10 + 200 \cdot 15 = 5500$$

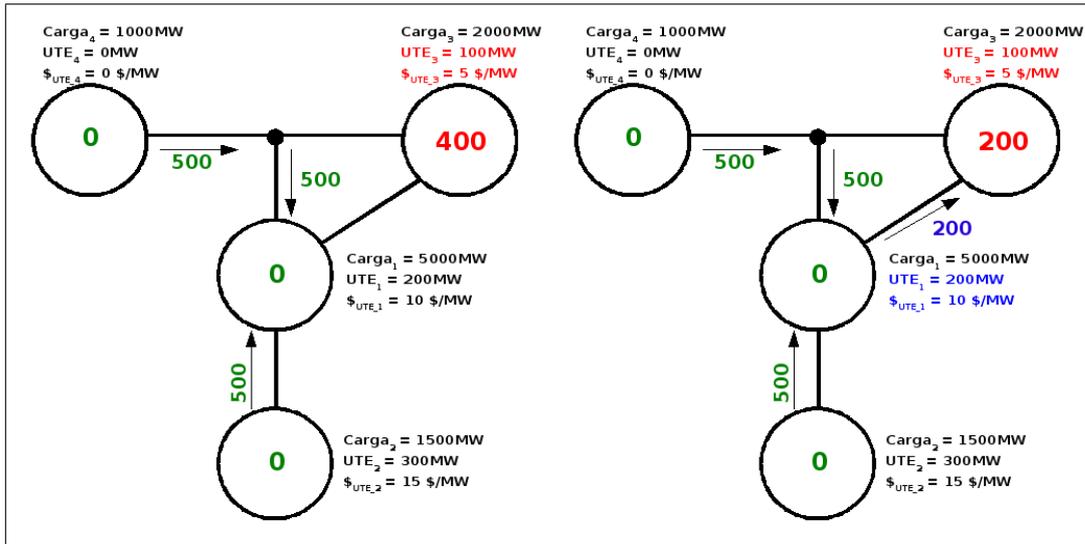


Figura 3.15: Exemplo – Caso hipotético – Geração Térmica (1/2)

3.5 Abordagens Propostas

A fim de avaliar a modelagem proposta, foi desenvolvido um protótipo utilizando a linguagem C# e as bibliotecas GCom e MULTicom, ambas desenvolvidas pelo Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada – ICA/PUC-Rio, no qual cinco tipos de função de avaliação foram implementados. O primeiro trata o problema apenas com um único objetivo, a minimização do valor esperado do custo total de operação; os dois seguintes são abordagens multi-critério, cujos objetivos não estão relacionados explicitamente à otimização econômica, mas sim à segurança operativa e, por último, uma abordagem na qual a função de avaliação considera aspectos econômicos e de segurança eletroenergética. Essas modelagens são detalhadas a seguir.

3.5.1 Mono-Critério – Minimização do Valor Esperado do Custo Total de Operação

A abordagem mono-critério para o problema em questão é bastante conhecida, e o objetivo da otimização é minimizar o valor esperado do custo total de operação para um conjunto de cenários de ENAs.

Nesta abordagem mono-critério a função de avaliação, após submeter o cromossomo a todos os cenários, calcula o custo de operação para cada um e retorna para o AG o valor médio destes custos, que é a avaliação do cromossomo (Equação 3-12). Dentro de uma mesma população, quanto menor este indicador, mais apto será o cromossomo.

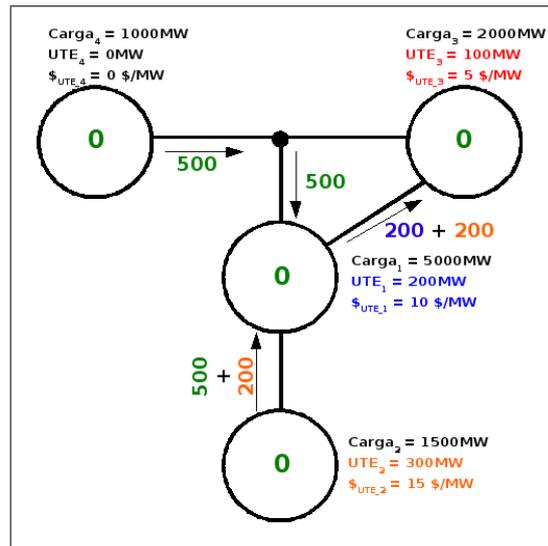


Figura 3.16: Exemplo – Caso hipotético – Geração Térmica (2/2)

$$F = \frac{\sum_{i=1}^N CT_i}{N} \quad (3-12)$$

onde CT_i corresponde ao custo total de operação para o cenário i , e N é o número total de cenários.

3.5.2

Multi-Critério – Metas de Riscos Anuais de Déficit

A consideração do critério único de minimizar o valor esperado do custo total de operação implica que os indicadores da qualidade de uma solução, como por exemplo os riscos anuais de déficit, são apenas conseqüências do processo de otimização. As alternativas multi-critério apresentadas neste trabalho têm por finalidade incorporar estas medidas ao planejamento da operação.

A primeira proposta de modelagem multi-critério incorpora os riscos anuais de déficit na otimização. Após a validação das metas de geração hidráulica propostas pelo cromossomo e do cálculo da geração térmica e intercâmbios para cada cenário, a função de avaliação calcula o risco anual de déficit para cada subsistema. Estes riscos são calculados contabilizando-se as séries nas quais ocorreram déficit em cada um dos anos do período de estudo e, em seguida, calculando o valor percentual que estas séries representam em relação ao número total de séries simuladas.

Ao invés de considerar o custo de operação como meta de avaliação, esta proposta considera, por meio da técnica de distância ao alvo descrita na Seção 3.3.3, os desvios dos riscos anuais de déficit de cada subsistema em relação a um valor meta estipulado pelo usuário. Supondo um caso com 5 anos de estudo e

mais 5 anos de período de pós-estudo, formado por 4 subsistemas interligados, haverá 10 riscos anuais de déficit associados a cada subsistema, e a avaliação final do cromossomo será calculada pela Equação 3-13, e é ilustrada na Figura 3.17.

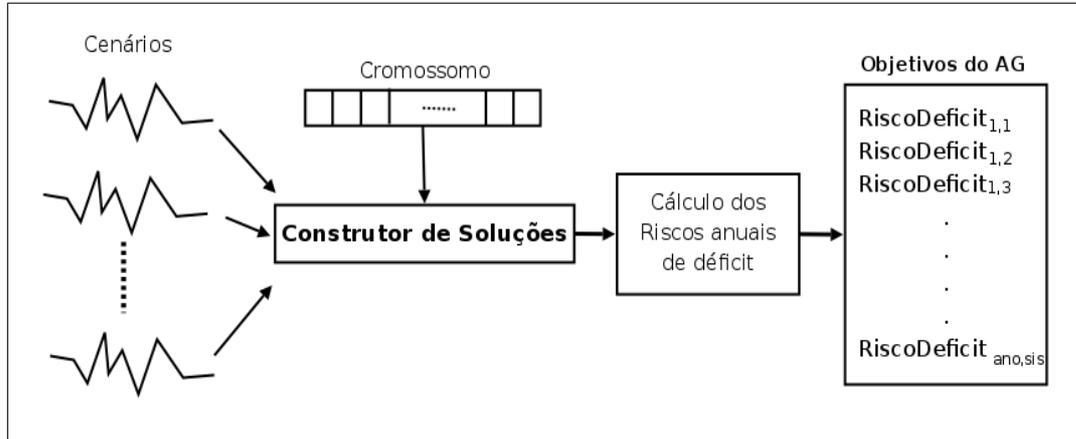


Figura 3.17: Processo de avaliação do cromossomo – Riscos de Déficit

$$F = \left(\sum_{sis=1}^{NSis} \sum_{ano=1}^{NAnos} |meta_{sis,ano} - RiscoDeficit_{sis,ano}|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3-13)$$

onde $NSis$ é o número total de subsistemas, $NAnos$ é o número de anos do estudo, $meta_{sis,ano}$ é a meta para o risco de déficit do sistema sis e ano ano , e $RiscoDeficit_{sis,ano}$ é o risco de déficit obtido para uma determinada solução. O valor do parâmetro p usado neste trabalho é dois ($p = 2$).

As principais características que podem ser mencionadas *a priori* sobre esta abordagem são:

- consideração explícita de um critério relacionado à segurança operativa na função objetivo do problema;
- possibilidade de desvincular o processo de otimização do custo de déficit, que influencia o resultado do planejamento. A definição desses custos é uma tarefa que requer muitos estudos, e sempre existirá a dúvida se o impacto econômico ocasionado pelo ocorrência do déficit está representado corretamente.

3.5.3

Versão Multi-Critério – Metas de Riscos Anuais de Déficit e Valor Esperado do Custo Total de Operação

Apesar do risco de déficit estar indiretamente relacionado ao custo de operação, nenhuma das versões anteriores considera simultaneamente estes dois objetivos.

A avaliação proposta nessa seção considera os riscos anuais de déficit do mesmo modo considerado na Seção 3.5.2, com o diferencial que, agregado a esses objetivos, existe o valor esperado do custo total de operação real, expresso em valor percentual. O valor máximo (100%) é o custo obtido ao gerar todas as usinas térmicas em suas capacidades máximas ao longo do estudo, e o valor mínimo, ou seja, 0%, representa o custo total ao despachar as mesmas usinas em suas restrições de geração mínima. É importante ressaltar que o custo considerado neste caso é o custo real de operação, ou seja, não há influência do custo de déficit na otimização.

Este tipo de avaliação permite considerar a segurança operativa conjuntamente com o critério econômico sem, no entanto, expressar os déficits monetariamente.

3.5.4

Multi-Critério – Níveis Máximos de Riscos Anuais de Déficit

Uma característica que pode ser observada na proposta da Seção 3.5.2 antes mesmo da avaliação dos resultados, é que riscos de déficit cujo valor absoluto do desvio em relação à meta sejam iguais possuem a mesma avaliação pelo AG. Isto é, um risco simulado de 2% e um risco simulado de 8% são equivalentes se a meta para o risco for 5%.

A proposta desta seção é semelhante à da Seção 3.5.2, com a diferença que qualquer risco anual de déficit menor do que a meta é considerado satisfatório. Logo, sempre que o risco de déficit estiver abaixo da meta o algoritmo genético receberá como indicador do desempenho do cromossomo para aquele critério o próprio valor da meta, de modo que o desvio será zero. Assim apenas as soluções com desvios positivos serão penalizadas e todas as demais serão consideradas equivalentes.

Embora o critério anterior apresente uma alternativa à não diferenciação de riscos equidistantes em módulo da meta, pode-se destacar ainda outra característica, que é a não diferenciação dos riscos ao longo do período de planejamento. Um determinado risco de déficit, seja no primeiro ano do estudo ou no último ano do pós-estudo, terá o mesmo impacto na avaliação do cromossomo.

De forma a diferenciar estas duas situações, a uma melhoria para a proposta desta seção é considerar a mesma taxa de desconto utilizada para referenciar os valores monetários, como os custos de operação futuros, ao presente para trazer os riscos de déficit futuros para o primeiro ano do estudo. Desta forma, um risco de déficit no último ano do estudo, por exemplo, será menos impactante na avaliação que este mesmo valor de risco no primeiro ano.

Este fator de desconto foi utilizado de forma didática, mas estudos mais aprofundados podem ser realizados a fim de determinar qual o fator mais adequado.

3.5.5

Versão Multi-Critério – Níveis Máximos de Riscos Anuais de Déficit e Valor Esperado do Custo Total de Operação

Esta abordagem é semelhante à considerada na Seção 3.5.3, com o diferencial que os riscos de déficit são considerados de forma semelhante à mostrada na Seção 3.5.4.

3.6

Considerações Finais

Este capítulo foi iniciado com uma breve revisão dos algoritmos genéticos e das técnicas para otimização de problemas multi-objetivos. Foram descritos os principais operadores de crossover e mutação utilizados para representação real, assim como algumas técnicas usadas para considerar múltiplos objetivos na avaliação do cromossomo.

As principais características desejáveis na modelagem de um cromossomo para o problema de otimização considerado foram descritas em seguida. Posteriormente foi proposta uma representação real para o cromossomo, composto por metas de geração hidráulica para cada subsistema. Esta representação é realizada a subsistemas equivalentes para reduzir a dimensão do cromossomo e, conseqüentemente, do espaço de busca do problema. No entanto, o cálculo da solução viável a partir do planejamento determinado pelo cromossomo pode ser realizado a sistemas equivalentes ou a usinas individualizadas, conforme a necessidade de representação. Existe ainda a possibilidade de uma representação híbrida do sistema, ou seja, a avaliação pode representar as usinas de forma detalhada no curto prazo, enquanto no médio prazo a avaliação pode ser realizada a sistemas equivalentes.

A representação temporal híbrida diretamente no cromossomo pode ser realizada por meio da discretização dos períodos iniciais do estudo em semanas e dos estágios mais distantes em meses e trimestres, por exemplo. Dessa forma, os genes iniciais representariam metas de geração semanais, enquanto os genes seguintes representariam as metas mensais e trimestrais.

A função de avaliação usada neste trabalho representa os subsistemas de forma agregada, com discretização temporal mensal. O cálculo da solução viável é realizada por um algoritmo especialista, que foi descrito detalhadamente.

Finalmente, a última seção do capítulo descreve algumas propostas para os critérios de otimização, que consideram aspectos econômicos e de segurança operativa.