

## PLANEJAMENTO ÓTIMO DE SISTEMAS DE MEDIÇÃO PARA A SUPERVISÃO DE REDES ELÉTRICAS USANDO INDICADORES DE DESEMPENHO

**H. R. de Oliveira Rocha, J. A. Lima Silva**  
Universidade Federal Espírito Santo  
Av. Fernando Ferrari 514 – CT II - Goabeiras - ES  
rocha\_helder@yahoo.com.br, jair.silva@ufes.br

**J. E. Villavicencio Tafur, J. C. Stacchini de Souza, M. B. Do Coutto Filho**  
Universidade Federal Fluminense  
Rua Passo da Pátria 156 - Bloco E - 3º andar São Domingos Niterói - RJ  
jtafur@ic.uff.br, julio@ic.uff.br, mbrown@ic.uff.br

### RESUMO

O presente trabalho trata da aplicação de algoritmos genéticos para resolver o problema de planejamento de sistemas de medição para estimação de estado em sistemas de potência. O planejamento de sistemas de medição é considerado um problema de otimização da classe NP-Difícil. Costumeiramente, este problema tem sido formulado minimizando-se o custo do sistema de medição sujeito à restrições que representam requisitos de redundância para a estimação de estado. Assim, propõe-se uma nova formulação em que objetiva-se otimizar indicadores de desempenho na presença de restrições financeiras. O problema será resolvido usando algoritmos genéticos para obter uma relação de compromisso entre os indicadores e o custo do sistema de medição. Testes com os sistemas IEEE-14, IEEE-30 barras e parte de um sistema elétrico Brasileiro são realizados com o intuito de validar o modelo proposto.

**PALAVRAS CHAVE: Algoritmos Genéticos, Estimação de Estado, Indicadores de Desempenho.**

**Área principal: Metaheurística, Energia Elétrica.**

### ABSTRACT

The application of genetic algorithms to solve the metering system planning problem for state estimation in power systems is presented in this paper. The design of measurement systems is considered a class of NP-Hard optimization problem, which has customarily been solved by minimizing the cost of the measurement system subject to critical redundancy requirements. In this paper we propose a new formulation in which the goal is to optimize performance indicators subjected to financial constraints. The problem will be solved using genetic algorithms to obtain a compromise between the indicators and the cost of the measurement system. Performance tests were conducted in IEEE-14, IEEE-30 and part of the Brazilian power systems in order to validate the proposed model.

**KEYWORDS: Genetic Algorithms, State Estimation, Performance Indicators.**

**Main area: Metaheuristic, Power Systems.**

## 1. Introdução

A Estimação de Estado (EE) destina-se à construção de uma base de dados completa e confiável a ser utilizada por diversas funções que integram um Sistema de Gerenciamento de Energia (SGE), Monticelli (1999), ou seja, a EE atua sistematicamente como um filtro para suavizar erros estatisticamente pequenos, corriqueiros e inerentes à medição, bem como para suprimir erros grosseiros (EGs) presentes em medidas e em *status* de dispositivos usados para a configuração da rede elétrica.

O desempenho de um processo de EE depende de uma combinação de fatores, dentre os quais a qualidade, a quantidade e o posicionamento na rede elétrica das medidas disponíveis para processamento. Assim sendo, o problema de planejamento de um sistema de medição envolve a determinação de quais medidas são necessárias para a obtenção de um processo bem sucedido de EE, considerando restrições tais como observabilidade, confiabilidade, qualidade e robustez. Usualmente, os sistemas de medição são projetados para atender os citados requisitos em prol do custo de medição.

Propõe-se neste trabalho uma nova formulação em que, a partir de um custo definido, planeja-se um sistema de medição que maximiza certos indicadores de observabilidade referentes a sistemas de medição destinados à EE em sistemas de potência. Propostos em Coutto (2009), estes indicadores têm como objetivo quantizar deficiências de dados em níveis global e local para a EE. Métodos baseados na aplicação de algoritmos evolutivos também foram propostos para a obtenção de planos de medição ótimos, Coser (2001), Souza (2005), Tafur (2007), Rocha (2008). Registra-se que até o presente momento nenhum outro trabalho propôs uma formulação baseada no compromisso custo versus indicadores de desempenho. Portanto, por ser um campo de pesquisa ainda em aberto, o desenvolvimento de métodos que permitam obter soluções de alta qualidade em tempos computacionais viáveis se faz presente.

Para resolver o problema custo versus indicadores de desempenho no planejamento de sistemas de medição para a EE foi usada a meta-heurística algoritmo genético (AG) com população inicial gerada de forma heurística. O desempenho do algoritmo foi avaliado mediante a realização de testes nos modelos de sistemas IEEE-14 e IEEE-30 barras, assim como em parte de um sistema elétrico Brasileiro proposto em Souza (2005).

O restante deste artigo encontra-se organizado da seguinte maneira. O processo de Estimação de Estado Linear e os indicadores de desempenho usados na avaliação dos planos de medição são descritos nas Seções 2 e 3 respectivamente. A formulação do problema custo versus indicadores de desempenho no planejamento de sistemas de medição para a EE é apresentada na Seção 4. A Seção 5 descreve a meta-heurística usada na otimização do problema enquanto que a Seção 6 mostra detalhes da codificação adotada na formulação, bem como a heurística usada na geração da população inicial do AG. Resultados de testes realizados nos três diferentes sistemas são comentados na Seção 7. A Seção 8 apresenta as principais conclusões alcançadas no trabalho desenvolvido.

## 2. Estimação de Estado Linear

Para uma determinada configuração da rede elétrica, o estado operativo do sistema e as medidas a serem processadas se relacionam através de:

$$z = Hx + \varepsilon \quad (1)$$

onde:

$z$  é o vetor de medidas, de dimensão  $(m \times 1)$ ;

$x$  o vetor de estado verdadeiro, de dimensão  $(n \times 1)$ ;

$\varepsilon$  o vetor de erros associados às medidas  $z$ ;

$H$  a matriz Jacobiano de dimensão  $(m \times n)$  obtida através da linearização das equações de fluxo de potência.

A função objetivo segundo o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) assume a seguinte forma:

$$J(x) = [z - Hx]^T R^{-1} [z - Hx] \quad (2)$$

onde:  $R$  é a matriz de covariância dos erros das medidas.

### A. Análise de Observabilidade

A avaliação do atendimento ao requisito de observabilidade é realizada através da verificação da não singularidade da matriz de ganho  $G$  da EE definida por:

$$G = (H^T R^{-1} H) \quad (3)$$

A verificação de deficiência de medidas para a observabilidade da rede é realizada levando-se em conta o desacoplamento entre os conjuntos de grandezas  $P - \theta$  (potência ativa – ângulos) e  $Q - V$  (potência reativa – magnitudes de tensão), Clements (1983). Considerando medidas tomadas aos pares (ativa e reativa), normalmente realiza-se esta análise apenas pelo conjunto  $P - \theta$ .

### B. Processo de Filtragem e Análise Residual

A estimativa do estado  $\hat{x}$  que minimiza  $J(x)$  pode ser obtida por:

$$\left. \frac{\partial J(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} = H^T R^{-1} [z - H(\hat{x})] \quad (4)$$

$$\hat{x} = G^{-1} H^T R^{-1} z \quad (5)$$

Após a estimação das medidas  $\hat{z} = h(\hat{x})$ , realiza-se a avaliação da consistência dos resultados obtidos, através da análise dos resíduos. O vetor dos resíduos da estimação  $r$  é definido como a diferença entre o valor medido e o correspondente valor estimado:

$$r = z - h(\hat{x}) \quad (6)$$

O vetor dos resíduos  $r$  pode ser interpretado como uma variável aleatória com distribuição Normal, com valor esperado zero e matriz de covariância  $E$ , dada por:

$$E = R - H (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T \quad (7)$$

Na presença de apenas um erro grosseiro (EG), a medida errônea é aquela que apresenta o maior resíduo normalizado, Handschin (1975). Isto justifica a utilização do teste dos resíduos normalizados como método de detecção e identificação de EGs.

O vetor dos resíduos  $r$  é normalizado e submetido ao seguinte teste de validação:

$$r_N(i) = \frac{|r(i)|}{\sigma_E(i)} \leq \gamma \quad (8)$$

$$\sigma_E(i) = \sqrt{E(i,i)} \quad (9)$$

onde  $\sigma_E(i)$  representa o desvio padrão da  $i$ -ésima componente do vetor dos resíduos e  $\gamma$  o limite de detecção. Resíduos normalizados que violam o limite estabelecido indicam a presença de EGs.

Embora existam outros testes para a avaliação da consistência dos resultados do processo de filtragem (e.g., o teste  $J(x)$  e dos resíduos ponderados, Handschin (1975)), neste trabalho utilizou-se o teste dos resíduos normalizados por ser mais confiável.

### C. Identificação de Medidas e Conjuntos Críticos

Uma medida torna-se crítica se sua ausência do conjunto de dados processados leva a rede supervisionada à perda de observabilidade. Um conjunto crítico é definido como sendo aquele formado por um grupo de medidas em que a remoção de qualquer uma delas torna todas as remanescentes do grupo medidas críticas. Portanto, a presença de medidas críticas e conjuntos críticos está associada a condições inadequadas de redundância, onde a perda de observabilidade é iminente e o tratamento de erros grosseiros em medidas fica comprometido. Cabe ressaltar que

erros grosseiros em medidas críticas não podem ser sequer detectados, enquanto medidas pertencentes a conjuntos críticos portadoras de erros grosseiros não podem ser identificadas, Monticelli (1999). Para a identificação de medidas e conjuntos críticos foi considerada a metodologia apresentada em Coutto (2007).

### 3. Indicadores de Observabilidade

Os indicadores de observabilidade ou de criticalidade tratados em Coutto (2009) associado à ocorrência de medidas ( $C_{meds}$ ) e conjuntos críticos ( $C_{conj}$ ) estão descritos nas próximas subsecções.

#### A. Perda Iminente de Observabilidade

Quando  $C_{meds}$  estão presentes entre as medidas que serão tratadas por um processo de EE, a observabilidade da rede elétrica torna-se iminente pois a indisponibilidade de qualquer medida classificada como  $C_{med}$  resultará em inobservabilidade. Portanto, o risco que se corre em condições como esta vincula-se à quantidade de  $C_{meds}$ . Assumindo-se por simplicidade que cada medida tenha a mesma probabilidade de se tornar indisponível, foi proposto em Coutto (2009) o seguinte indicador:

$$\alpha = \frac{N_{C_{meds}}}{m} \times 100\% \quad (10)$$

onde:

$N_{C_{meds}}$  corresponde ao número de  $C_{meds}$ ;  
 $m$  representa a quantidade total de medidas.

Tal indicador pode ser interpretado como uma quantificação da robustez do sistema de medição para a condição “ $m-1$ ” de observabilidade, Castilho (2008).

#### B. Ocorrência de Medidas Críticas

Se houver a indisponibilidade de uma medida e  $C_{conjs}$  se formarem, a chance de surgirem  $C_{meds}$  adicionais entre as medidas existentes está relacionada ao número total de medidas contidas em tais  $C_{conjs}$ . Assim, pode-se definir o seguinte indicador:

$$\beta = \frac{M_{C_{conjs}}}{m} \times 100\% \quad (11)$$

onde  $M_{C_{conjs}}$  é o número total de medidas que pertencem a  $C_{conjs}$ .

Em outras palavras, este indicador representa a probabilidade de ocorrência de  $C_{meds}$  em um sistema de medição “ $m-1$ ” robusto. Seus valores variam de 0% (situação em que nenhuma  $C_{med}$  e nenhum  $C_{conj}$  estão presentes) a 100% (quando é formado um único e amplo  $C_{conj}$  contendo todas as medidas disponíveis).

#### C. Concentração de Medidas em Conjuntos Críticos

No eventual surgimento de  $C_{conjs}$ , a formação de muitos conjuntos com poucas medidas contidas em cada um deles torna-se preferível do que a formação de natureza oposta (i.e., poucos conjuntos individualmente com muitas medidas). Um indicador que revele a formação de  $C_{conjs}$  com concentração de medidas pode ser definido da seguinte maneira:

$$\gamma = \frac{M_{C_{conjs}}}{m \times N_{C_{conjs}}} \times 100\% \quad (12)$$

onde:  $N_{C_{conjs}}$  é o número de  $C_{conjs}$ .

$C_{conjs}$  integrados por muitas medidas são de difícil desmanche por meio da introdução de pseudomedidas. Além disso, é devastador o efeito de espalhamento causado pela ocorrência de

EGs entre os elementos de um  $C_{conj}$  concentrado. O pior cenário possível (plena concentração) é aquele em que existe apenas um  $C_{conj}$  e todas as medidas disponíveis que a ele pertencem. O indicador  $\gamma$  foi normalizado para ser obtido em relação ao seu valor máximo (ou seja, o número  $m$  de medidas). O limite inferior de  $\gamma$  normalizado ( $2/m \times 100\%$ ) está relacionado aos casos em que são formados um ou mais  $C_{conj}$ s, compostos por apenas duas medições. Para sistemas de medição “ $m-2$ ” robustos, i.e. aqueles em que  $C_{meds}$  e  $C_{onjs}$  não estão presentes, este indicador não deve ser calculado.

#### D. Redundância Global

O indicador  $\eta_{\%}$  apresentado a seguir reflete a redundância global do sistema de medição  $\eta_g$  em relação a  $\eta_{max}$ , redundância máxima do sistema. Este índice, construído para redes observáveis, avalia a redundância como o excedente de medidas em relação ao número de variáveis de estado a estimar ( $m-n$ ). Embora  $\eta_g$  não seja um bom parâmetro para refletir a robustez de um sistema de medição, este é amplamente utilizado para comparar superficialmente planos de medição.

$$\eta_{\%} = \frac{\eta_g - 1}{\eta_{max} - 1} \times 100\% \quad (13)$$

$$\eta_g = \frac{m}{n} \quad (14)$$

$$\eta_{max} = \frac{Nb + 2Nl}{Nb - 1} \quad (15)$$

onde:

$Nb$  é o número de barras;

$Nl$  o número de ramos da rede;

$n$  é o número de variáveis de estado ( $n=Nb-1$ ).

As informações sobre níveis críticos de redundância, representadas pelos indicadores propostos  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ , desempenham um papel importante para a integração das análises de observabilidade e criticalidade. Por exemplo, tais informações podem ser utilizadas para se decidir sobre quando se deve adicionar pseudomedidas para reduzir o risco iminente da perda de observabilidade e/ou evitar a vulnerabilidade de rotinas para validação de dados.

#### 4. Planejamento de Sistemas de Medição

A alocação de pontos de medição em redes de transmissão se constitui em um problema de otimização, em que o objetivo é obter uma solução que minimize os custos de investimento em Unidades Terminais Remotas (UTRs) e em medidores de forma a garantir um desempenho desejável para a função EE. O planejamento de sistemas de medição pode ser representado por um problema de otimização formulado como:

$$\text{Min } (C_{UTR} + C_{med}) \quad (16)$$

s/a:

requisito de observabilidade,  
requisito de ausência de medidas críticas,  
requisito de ausência de conjuntos críticos.

onde:

$C_{UTR}$  é o custo das UTRs a instalar;

$C_{med}$  representa o custo dos medidores.

Na nova formulação apresentada neste trabalho, objetiva-se, a partir de um custo pré-definido, obter uma solução que minimize os indicadores descritos na Seção 3, conforme:

$$\text{Min } (P_{pio} \times \alpha + P_{omc} \times \beta + \gamma + \frac{1}{\eta})$$

s/a :

$$\sum_{u=1}^{N_{UTRs}} (C_{UTR_u} \times c_u) + \sum_{z=1}^{N_{med_u}} (C_{med_{uz}} \times d_{uz}) \leq \text{Custo pré - definido}$$

onde:

$\alpha$  representa a perda imente de observabilidade;

$\beta$  a ocorrência de medidas críticas;

$\gamma$  a concentração de medidas em conjuntos críticos;

$\eta$  a redundância global;

$P_{pio}$  é um parâmetro que demonstra que os sistemas que estejam perto da perda de observabilidade são piores dos que tenham apenas medidas críticas e concentração de medidas em conjuntos críticos;

$P_{omc}$  demonstra que a ocorrência de medidas críticas é pior que o indicador  $\gamma$ ;

$N_{UTRs}$  é o número total de barras elegíveis para alocação de UTRs;

$N_{med_u}$  é o número total de medidas elegíveis para instalação na  $u$ -ésima UTR;

$C_{UTR_u}$  representa o custo de aquisição e instalação de uma UTR na barra  $u$ ;

$C_{med_{uz}}$  o custo de aquisição e instalação do  $z$ -ésimo medidor na UTR da barra  $u$ ;

$c_u \in \{0,1\}$  -  $c_u = 1$  se uma UTR é instalada na barra  $u$  e  $c_u = 0$  em caso contrário;

$d_{uz} \in \{0,1\}$  -  $d_{uz} = 1$  se a medida  $z$  é instalada na UTR da barra  $u$  e  $d_{uz} = 0$  em caso contrário.

Visando avaliar a adequação de cada solução candidata para o problema de alocação de pontos de medição, a função aptidão pode ser então formulada como:

$$FA = (P_{pio} \times \alpha + P_{omc} \times \beta + \gamma + \frac{1}{\eta}) + P_c \times \left[ \sum_{u=1}^{N_{UTRs}} (C_{UTR_u} \times c_u) + \sum_{z=1}^{N_{med_u}} (C_{med_{uz}} \times d_{uz}) \right] + P_{obs} \quad (18)$$

onde :

$P_c$  é uma penalidade caso o custo do sistema seja superior ao custo pré-definido na equação (17);

$P_{obs}$  representa a penalidade no caso do sistema não ser observável.

## 5. Otimização usando Algoritmos Genéticos

Proposta em Holland(1975), a meta-heurística conhecida por Algoritmos Genéticos (AGs) inspira-se nos mecanismos de evolução dos seres vivos. Baseia-se na teoria da evolução por seleção natural desenvolvida por Charles Darwin. Basicamente, o AG parte de uma população de cromossomos para gerar novos cromossomos com propriedades genéticas superiores às de seus antecedentes. Esta idéia foi então associada a soluções de um problema em que, a partir de um conjunto de soluções atuais, são geradas novas soluções superiores às antecedentes, sob algum critério pré-estabelecido.

Os AGs originalmente trabalhavam com uma representação binária para associar uma solução a um determinado problema abordado. Embora esta representação tenha se mostrado eficiente para vários problemas, observou-se, à medida que foram crescendo as aplicações de AGs, que em diversos problemas com um elevado número de restrições, esta representação pode não ser a mais adequada. Assim, surgiram alternativas como, por exemplo, a representação por inteiros, onde um cromossomo é descrito por um vetor de números inteiros. Independentemente do tipo de representação selecionada, deve-se sempre verificar se a representação está corretamente associada às características do problema analisado e ao seu domínio.

Gerar uma população inicial de cromossomos em um AG não é normalmente uma tarefa das mais difíceis. Em muitos problemas, a população é gerada de forma aleatória. Após a geração da população inicial é feita a avaliação dos cromossomos, ou seja, determina-se o seu

nível de aptidão para sobrevivência. Em seguida, são aplicados os operadores genéticos cujo objetivo é produzir novos cromossomos que possuam propriedades genéticas superiores às encontradas nos pais. As operações genéticas mais usadas são: seleção, cruzamento e mutação.

A seleção é a operação genética na qual os cromossomos dos indivíduos tidos como mais aptos são escolhidos para formar a base genética da geração subsequente a deles. Os indivíduos podem ser selecionados de acordo com sua função de aptidão. Quanto maior a função de aptidão, maior a chance de o indivíduo ser selecionado.

No cruzamento são determinados um ou mais cortes entre dois genes adjacentes de cada cromossomo pai. Para um corte, são gerados dois novos cromossomos reunindo os genes à esquerda do corte do pai 1 com os genes à direita do corte do pai 2 e os genes à direita do pai 2 com os genes à esquerda do corte do pai 1.

A mutação corresponde a alterações aleatórias que ocorrem nos genes de um cromossomo. No AG, a mutação é definida como mudanças de valores em algumas posições do cromossomo. Considerando-se que  $s^*$  representa uma solução e  $P(t)$  a população de cromossomos na geração  $t$  descreve-se um AG convencional conforme apresentado a seguir.

*Procedimento AG ( )*  
*Inicia t, P(t);*  
*Enquanto critério de parada não for satisfeito faça:*  
     *Calcular aptidões de  $s^* \in P(t)$  ;*  
      *$t \leftarrow t + 1$  ;*  
     *Selecionar P(t) a partir de P(t-1);*  
     *Aplicar cruzamento em P(t);*  
     *Aplicar mutação em P(t);*  
*Fim Enquanto;*  
*Fim do Procedimento AG;*

Em um AG existe um conjunto de parâmetros e critérios a serem definidos no momento da sua implementação. Por exemplo, deve-se definir:

- o tamanho de uma população;
- a seleção dos cromossomos reprodutores;
- o critério de sobrevivência dos cromossomos e
- o critério de parada do AG.

A especificação mais adequada destes e de outros parâmetros depende de cada problema, mas normalmente em AGs convencionais costumam-se adotar valores típicos descritos em Goldberg (1989).

## 6. Codificação da Solução e Inicialização da População

Detalhes da modelagem binária do cromossomo usada no AG proposto neste trabalho são delineados nesta secção. A população inicial é gerada a partir de uma heurística construtiva proposta em Rocha(2008) para garantir a observabilidade do sistema. O restante das medidas para atingir o custo pretendido é feito de forma aleatória. Seleção, cruzamento, mutação e elitismo são os operadores genéticos incidentes nos cromossomos.

Na modelagem aqui proposta, cada vetor-solução representa um plano de medição, ou seja, um conjunto de medidores proposto como solução para o problema. Logo, cada plano de medição é representado por um vetor em que cada posição está associada a um tipo de medidor e sua respectiva localização na rede. A dimensão do vetor corresponde ao número máximo de medidores que podem ser instalados. Os elementos do vetor contêm valores binários, assumindo valor “1” quando o medidor correspondente faz parte do plano de medição, e “0” caso contrário.

A Figura 6.1 ilustra a codificação de um cromossomo para um sistema de três barras.

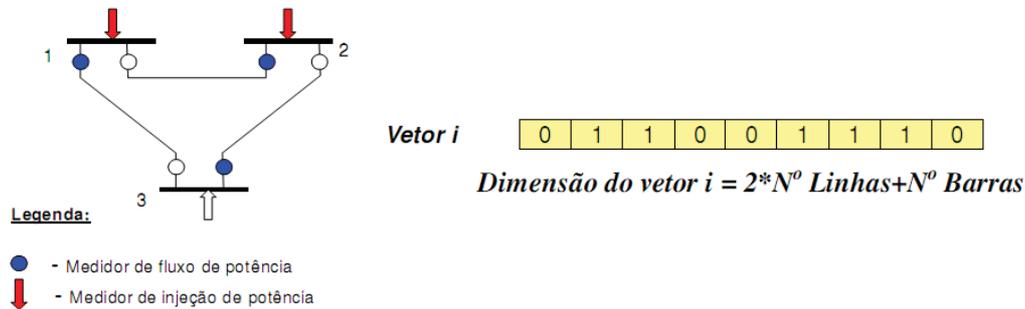


Figura 6.1: Codificação da solução para o AG proposto.

Para garantir a observabilidade da rede é usado parte de uma heurística construtiva proposta em Rocha (2008) em que são utilizadas quatro listas que se alteram dinamicamente durante o processo de construção do plano de medição. O conteúdo das quatro listas L1, L2, L3 e L4 é abaixo informado:

L1: contém as barras do sistema ordenadas de forma decrescente em função do número de ramos a elas conectados (barras elegíveis para alocação de UTRs);

L2: contém as barras onde são alocadas UTRs;

L3: contém as barras já observadas para fins de EE e não mais elegíveis para alocação e UTR;

L4: contém a contagem de número de vezes que o estado de cada barra é relacionado pelas medidas de fluxo já instaladas;

A seguir é descrito o algoritmo construtivo visando ao atendimento dos requisitos de observabilidade.

(i) Criar a lista L1, que contém as barras do sistema ordenadas decrescentemente pelo número de conexões. Inicialmente, L2 e L3 estão vazias e as contagens em L4 são nulas.

(ii) Selecionar a próxima barra *i* em L1 (aquela com maior número de conexões) e transferi-la para L2. Considerar a alocação de uma UTR na barra *i* (e medidas associadas);

(iii) Atualizar em L4 o número de vezes que o estado de cada barra adjacente à barra *i*, ainda pertencente a L1, é observada por medidas de fluxo;

(iv) Verificar se é possível descartar a alocação de UTRs nas barras adjacentes à barra *i*, a partir das informações em L4, levando-se em conta os seguintes requisitos de observabilidade:

- Barra *k* pertence a uma malha e seu estado é observado por ao menos uma medida de fluxo;
- Barra *k* pertence a trecho radial e seu estado é observado por ao menos duas medidas de fluxo em UTRs distintas;
- Barra *k* é terminal e seu estado é observado por ao menos uma medida de fluxo.

(v) As barras adjacentes nas quais a alocação de UTR foi descartada no passo (iv) são transferidas para L3, enquanto as demais permanecem em L1;

(vi) Enquanto houver elementos em L1, retornar ao passo (ii). Caso L1 se torne uma lista vazia, o algoritmo construtivo é encerrado.

Ao final do processo construtivo é obtido um plano de medição que atende ao requisito de observabilidade. A lista L2 armazenará as barras onde a instalação de UTRs é proposta, sendo considerada também a instalação de todas as medidas associadas a tais UTRs.

Após obter o sistema observável é usado um algoritmo para adicionar medidas e UTRs aleatoriamente ou remover aleatoriamente o restante das medidas nas UTRs alocadas de forma que estas fiquem próximas do custo pré-definido. Caso durante a geração da população inicial for constatada que nenhuma das soluções é observável, este algoritmo retorna a informação da impossibilidade de planejamento de um plano que abrange o sistema como um todo.

## 7. Testes e Resultados

O algoritmo proposto foi implementado na linguagem de programação Fortran sendo que os experimentos foram realizados em uma máquina Dell Optiplex 790 com um processador Intel Core i5 Duo de 3,3 GHz, 8 GB de memória RAM e rodando o sistema operacional Windows 7. Para avaliar o desempenho da metodologia proposta foram realizados testes com os sistemas IEEE-14, IEEE-30 e um sistema de 61 barras, sendo este parte de um sistema elétrico Brasileiro, utilizado em Souza (2005). Para um bom desempenho subentende-se a proximidade entre o custo pré-definido e o custo encontrado. Em todas as simulações foi considerado um custo relativo de 100,0 unidades monetárias para uma UTR e um custo relativo de 4,5 unidades monetárias para um medidor. As Tabelas 7.1 e 7.2 apresentam os parâmetros usados na função aptidão e no algoritmo Genético.

Tabela 7.1: Parâmetros da função aptidão.

Parâmetros	Valor
$P_{obs}$	100000
$P_{pio}$	10000
$P_{omc}$	10
$P_c$	100
$C_{UTR}$	100
$C_{med}$	4,5

Tabela 7.2: Parâmetros de simulação do AG.

Parâmetros	Valor
Tamanho da População	100
Inicialização da População	Heurística
Número de Gerações	500
Método de Seleção	Roleta
Taxa de Cruzamento	0,8
Cruzamento	Um ponto
Taxa de Mutação	0,1
Elitismo	Sim

Os resultados obtidos nas simulações com o sistema IEEE-14 barras são apresentados na Tabela 7.3, tendo sido considerados diferentes limitações de custo pré-definido. Dessa forma, é possível analisar o benefício que pode ser obtido com a relaxação da restrição de custo.

Tabela 7.3: Resultado para o sistema IEEE-14.

Custo (\$) pré-definido	Custo(\$) encontrado	No. de Medidas	No. de UTRs	Tempo Comput. (s)	Indicadores (%)			
					$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\eta$
570,0	567,5	15	5	24	60,0	20,0	10,0	4,9
600,0	599,0	22	5	25	0,0	45,5	11,4	22,0
1200,0	1189,0	42	10	30	0,0	0,0	0,0	70,7

Observa-se pela Tabela 7.3 que, para um custo pré-definido de 570,0 unidades monetárias, foi encontrado em 24 segundos um plano de medição com custo igual a 567,5 contendo 15 medidas e 5 UTRs. Observe-se ainda que este plano possui indicadores de  $C_{meds}$  e  $C_{conjs}$  dados pelos parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$ , e  $\gamma$  iguais a 60, 20 e 10% respectivamente. O custo de 599,0 encontrado em 25 segundos referente ao custo pré-definido de 600,0 unidades monetárias, apresentou inobservabilidade de 0% conforme o valor apresentado pelo parâmetro  $\alpha$ . Ou seja, no caso de indisponibilidade de uma medida (robustez m-1), o sistema continuou observável já que não há  $C_{meds}$  presentes entre as 27 medidas disponíveis. Além disso, o parâmetro  $\beta$  obtido indica que a chance de surgirem  $C_{meds}$  é de 45,5%. O indicador  $\gamma$  encontrado aponta para um nível de concentração de medidas em  $C_{conjs}$  igual a 11,4%. Neste caso, a redundância normalizada apresentada pelo sistema é de aproximadamente  $\eta = 22\%$ .

Os resultados de simulação obtidos para o sistema IEEE-30 barras são apresentados na Tabela 7.4.

Tabela 7.4: Resultado para o sistema IEEE-30.

Custo (\$) pré-definido	Custo(\$) encontrado	No. de Medidas	No. de UTRs	Tempo Comput. (s)	Indicadores (%)			
					$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\eta$
1500,0	1498,0	44	13	132	2,3	29,5	4,9	18,1
1700,0	1661,0	58	14	143	0,0	12,1	3,0	34,9
3000,0	2996,0	88	26	157	0,0	0,0	0,0	71,1

Constata-se pela Tabela 7.4 que para um custo pré-definido de 1500,0 obteve-se um plano de 1498,0, para  $\alpha=2,3\%$  (pequena presença de  $C_{meds}$ ) com probabilidade de ocorrência de  $C_{meds}$  igual a 29,5% conforme o indicador  $\beta$  apresentado. O indicador  $\gamma$  apresentou um nível de concentração de medidas em  $C_{meds}$  de 4,9% para a redundância normalizada do sistema igual a 18,1%. Pode-se observar que ao dobrarmos o custo do sistema de medição, medidas de inobservabilidade deixaram de ocorrer uma vez que os indicadores  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  encontrados foram iguais a zero. Ressalta-se que a diferença de tempo computacional para gerar um plano com o dobro do custo foi de somente 16,0%.

Os resultados obtidos mediante a simulação do sistema Brasileiro de 61 barras são apresentados na Tabela 7.5.

Tabela 7.5: Parte do sistema Brasileiro de 61 barras.

Custo (\$) pré-definido	Custo(\$) encontrado	No. de Medidas	No. de UTRs	Tempo Comput. (s)	Indicadores (%)			
					$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\eta$
3000,0	2997,0	66	27	465	66,7	18,2	4,6	4,0
3400,0	3368,0	104	29	714	0,0	30,7	2,2	29,5
6300,0	6297,5	155	56	857	0,0	0,0	0,0	63,7

Observa-se na Tabela 7.5 um bom desempenho do plano de medição para um custo pré-definido de 3000,0 dada a proximidade entre os custos encontrado e pré-definido. Conforme esperado aumentos impostos no custo pré-definido implica em melhorias nos indicadores de medição, sendo que para gerar um plano com ausência de  $C_{meds}$  precisa-se de um aumento no custo bem menor do que o necessário para a geração de um plano com ausência de  $C_{conjs}$ .

## 8. Conclusões

Apresentou-se neste trabalho uma nova formulação do problema de planejamento de sistemas de medição para a Estimção de Estado em sistemas elétricos de potência. Partindo-se de uma limitação de custo para investimento em um sistema de medição, deve-se otimizar indicadores de observabilidade que refletem a adequação do sistema de medição para a EE. Na solução do problema foi empregada a meta-heurística algoritmo genético com população inicial

gerada de forma heurística de modo a gerar soluções observáveis.

Os resultados obtidos de simulações computacionais com os sistemas IEEE 14, IEEE 30 e o sistema real Brasileiro de 61 barras mostram que o algoritmo proposto é capaz de encontrar soluções que garantem o bom desempenho da função EE. É possível observar que o algoritmo proposto busca a utilização da totalidade do valor do custo permitido para investimento, de modo a obter sistemas de medição que otimizem o desempenho da função estimação de estado. Isto é refletido nos valores dos indicadores empregados, os quais são otimizados pelo algoritmo genético durante o processo de busca pela melhor solução. Foi possível também observar o benefício que se pode obter com a relaxação da restrição imposta aos custos de investimento no sistema de medição.

## Referências

**Blum C. e Roli A.** (2003), Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Comput. Surv.*, 35(3):268-308.

**Castillo E., Conejo A. J., Pruneda R. E., Solares C., Menéndez J. M.,** M - K Robust observability in state estimation, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 2, May 2008.

**Clements K. A., Krumpholz G. R. e Davis P. W.** (1983), Power system state estimation with measurement deficiency: an observability measurement placement algorithm, *IEEE Trans. PAS*, Vol. PAS-102, pp. 2012-2020.

**Coser, J., Rolim, J.G. e Simões Costa, A.J.A.** (2001), Meter Placement for Power State Estimation: An Approach Based on Genetic Algorithm and Topological Observability Analysis, *Proc. of the ISAP*, Budapest.

**Do Coutto Filho M. B., Souza J. C. S., Oliveira F. M. F. e Schilling M. Th.** (2001), Identifying critical measurements & sets for power system state estimation, *Proc. IEEE Porto PowerTech Conf.*

**Do Coutto Filho M. B., Souza J. C. S., Schilling M. Th.,** Handling critical data and observability, *Electric Power Components and Systems*, vol. 35(5), pp.553-573, Mai./2007.

**Do Coutto Filho M. B., Souza J. C. S., Tafur J. E. V.,** Indicators of critical conditions for state estimation, *IEEE Power & Energy Society General Meeting, Proceedings of the 2009 IEEE PES General Meeting*, v.1. pp.1-6, Calgary, 2009.

**Goldberg D. E.,** "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning", Addison-Wesley, 1989.

**Handschin E. e Bongers C.** (1975), Theoretical and practical considerations in the design of state estimators for electric power systems, *Int. Symp. Computerized Operation of Power System (COPOS) Proceedings*, São Carlos, Brasil, pp. 104-136.

**Holland J. H.,** *Adaptation in natural and artificial systems*, Ann Arbor:University of Michigan Press, 1975.

**Monticelli A.,** *Power system state estimation: A generalized approach*, Kluwer Academic Press, 1999.

**Rocha, H. R. O., Tafur, J. E. V., Souza, J. C. S., Do Coutto Filho, M. B.** (2008), Metodologia Baseada em Colônia de Formigas para Alocação de Pontos de Medição em Redes Elétricas. *Anais do XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*.

**Souza J. C. S., Do Coutto Filho M. B. e Schilling M. Th.** (2005), Optimal metering systems for monitoring power networks under multiple topological scenarios, *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 20 No 4, pp 1700-1708.

**Souza J. C. S., Do Coutto Filho M. B., Schilling M. Th., Meza E. B. M. e Capdeville C.** (2005), Application of genetic algorithms for planning metering systems in state estimation, *Proceedings in 15th Power Systems Computation Conference*.

**Tafur J. E. V., Rocha, H. R. O., Souza, J. C. S., Do Coutto Filho, M. B.** (2007), Heuristic Grasp for Planning Metering Systems for Electrical Power Network Monitoring, *Proceedings from VI ICORD*, pp. 357-367. Fortaleza, Brazil.