

ALGORITMO GENÉTICO CANÔNICO MODIFICADO APLICADO NA ALOCAÇÃO ÓTIMA DE UNIDADES DE MEDIÇÃO FASORIAL SINCRONIZADA PARA ANÁLISE DE OBSERVABILIDADE

RODRIGO J. ALBUQUERQUE¹, COELHO A. L. M.², OLIVEIRA D. Q.², LIMA S. L.³, SANTOS I. S.³

1. *Institut National Polytechnique de Grenoble (Grenoble INP)
Laboratoire de Génie Électrique de Grenoble - G2Elab
Rue des Mathématiques BP 46, 38402, St. Martin d'Hères, France*

2. *Universidade Federal de Itajubá
Instituto de Sistemas Elétricos de Energia
Avenida BPS, 1303 Pinheirinho, 37500-903, Itajubá - MG, Brasil*

3. *Universidade Federal do Maranhão
Grupo de Sistemas de Potência, Departamento de Engenharia da Eletricidade
Campus Universitário do Bacanga, 65080-040, São Luís - MA, Brasil*

E-mails: Rodrigo.Albuquerque@g2elab.grenoble-inp.fr, aurelio.eng@gmail.com,
denissonqo@gmail.com, neaufma@gmail.com, igorsds@gmail.com

Abstract - This paper proposes a method for optimal placement of Synchronized Phasor Measurement Units (PMUs) in electric power systems using a Modified Canonical Genetic Algorithm, which the goal is to determine the minimum number of PMUs, as well as the optimal location of these units to ensure the complete topological observability of the system. In case of more than one solution, a strategy of analysis of the design matrix rank is applied to determine the solution resulting with lower quantity of critical measures. In the proposed method of placement, modifications are made in the crossover and mutation genetic operators, even as the formation of the subpopulation, and are considered restrictive hypotheses in the search space to improve the performance in solving the optimization problem. Simulations are performed using the IEEE-14, IEEE-30, and New England-39 bus test systems. The proposed method is applied to IEEE-118 test system considering the presence of observables zones formed by conventional measurements.

Keywords – Synchronized Phasor Measurement Units, Electric Power Systems, Modified Canonical Genetic Algorithm, Topological Observability, Critical Measurements.

Resumo – Neste trabalho é proposto um método de alocação ótima de Unidades de Medição Fasorial Sincronizada (PMUs) em sistemas elétricos de energia através de um Algoritmo Genético Canônico Modificado (AGCM), no qual, busca-se determinar a quantidade mínima de PMUs, assim como a localização ótima dessas unidades, de forma a garantir a completa observabilidade topológica do sistema. Para casos com mais de uma solução, aplica-se a estratégia de análise do posto da matriz de *design H* para determinar a solução resultante com menor quantidade de medidas críticas (MC). No método proposto de alocação são realizadas modificações nos operadores genéticos de crossover e mutação, assim como na formação da subpopulação, e são consideradas hipóteses restritivas no espaço de busca, visando melhorar o desempenho na resolução do problema de otimização. Simulações são realizadas com os sistemas teste IEEE-14, IEEE-30, e *New England-39*. O método proposto é aplicado no sistema teste IEEE-118 considerando a presença de zonas observáveis formadas por medições convencionais.

Palavras-chave – Unidades de Medição Fasorial Sincronizada, Sistemas Elétricos de Energia, Algoritmo Genético Canônico Modificado, Observabilidade Topológica, Medidas Críticas.

1 Introdução

Com o advento da tecnologia da Unidade de Medição Fasorial (PMU) - desenvolvida a partir da invenção do relé digital de distância por componentes simétricas - a monitoração, o controle, e a visibilidade dos sistemas elétricos sofreram avanços significativos, pois, pela primeira vez, existe a real possibilidade de aquisição das medições fasoriais de tensão e corrente com precisão temporal, devido ao fato dessas unidades utilizarem sinais de sincronização a partir do sistema de posicionamento global (GPS) (Phadke & Thorp, 2008).

Na prática, as PMUs medem a sequência positiva da tensão e correntes complexas, que incidem no barramento no qual são instaladas (Phadke et al., 1986). Uma vez alocada em um dado barramento, a

PMU torna observável o respectivo barramento, assim como todos os demais barramentos interligados a ele. O sistema elétrico é dito ser completamente observável somente quando todas as suas variáveis de estado (tensão complexa em cada barramento) podem ser unicamente determinadas.

A alocação de uma PMU em cada barramento do sistema seria a condição ideal para a determinação do seu real estado de operação, entretanto, devido à dimensão desses sistemas, torna-se impraticável a alocação em todos os barramentos em razão do custo financeiro (Rodrigo & Paucar, 2013).

Face ao exposto, vários métodos têm sido propostos para a resolução do problema de alocação ótima das PMUs. Segundo Manousakis et al. (2012), esses métodos podem ser agrupados como matemáticos e heurísticos. O primeiro grupo inclui os

métodos de otimização, como, por exemplo, programação inteira e busca exaustiva. Técnicas de inteligência artificial são adotadas nos métodos heurísticos. A otimização evolucionária tem se consolidado como uma poderosa ferramenta para a resolução de problemas combinatórios. Em Aminifar et al. (2009), o processo de alocação é resolvido através de um algoritmo genético que utiliza operadores de imunidade para mitigar fenômenos degenerativos durante o processo de evolução. Segundo Milosevic et al. (2003), o processo de alocação ótima multiobjetivo pode ser resolvido através da combinação entre algoritmos genéticos e o princípio de Pareto, cujas respostas devem satisfazer as funções objetivos que possam ser eventualmente concorrentes. Hui-ling et al. (2013) propõem um algoritmo genético combinado com teoria dos grafos para reparar soluções inviáveis, e faz uso de informações topológicas no operador de mutação.

O presente trabalho propõe um método de alocação de PMUs no sistema elétrico usando um Algoritmo Genético Canônico Modificado (AGCM). O objetivo é determinar a quantidade mínima de PMUs, assim como a localização ótima dessas unidades, de forma a garantir a completa observabilidade topológica do sistema com o menor número de medidas críticas (MCs), ou seja, medidas com redundância 0 (zero). Para tanto, um algoritmo é implementado, no qual, são realizadas modificações nos operadores genéticos de *crossover* e mutação, assim como na formação da subpopulação, e são consideradas hipóteses restritivas no espaço de busca, visando melhorar o desempenho na resolução do problema. Simulações são realizadas com os sistemas teste IEEE-14, IEEE-30, e *New England-39* barramentos (Web, 1999). O método proposto é aplicado, também, no sistema teste IEEE-118 considerando a presença de zonas observáveis formadas por medições convencionais.

2 Fundamentos sobre Algoritmos Genéticos Canônicos

Os Algoritmos Genéticos Canônicos (AGCs) - subclasse dos Algoritmos Evolutivos - são métodos de simulação, baseados na teoria evolutiva, cuja regra de sobrevivência por aptidão é aplicada em uma população de indivíduos, que pode apresentar soluções factíveis para o problema sob análise (Goldberg, 1989). Na modelagem clássica do AGC uma população aleatória ou heurística inicial é gerada, composta por cromossomos. Os cromossomos da população são codificados como vetores binários de tamanho fixo, baseado na Teoria dos Esquemas, sendo avaliados de acordo com uma função de aptidão (*Fitness*), ou seja, a aptidão do cromossomo esta diretamente relacionada com a factibilidade da solução.

Nos AGCs a população atual é usada para gerar uma nova população de indivíduos através de operadores genéticos, tais como: seleção (elitista, roleta, *ranking* ou torneio), *crossover* (recombinação simples ou múltipla) e mutação (pontual ou múltipla).

O operador de seleção é responsável por determinar as características de escolha dos pares de cromossomos; o operador de *crossover* é responsável pelo cruzamento de pares de cromossomos, dando origem a novos indivíduos hereditários; e o operador de mutação, busca manter uma diversidade na população através da variação de genes. Uma das principais características introduzidas pelos operadores de *crossover* e mutação é uma melhor exploração do espaço de busca. O processo é repetido, geração após geração, até que o critério de parada, tal como o número máximo de gerações, seja satisfeito (Chambers, 2001).

Reorganizações nos operadores foram idealizadas para facilitar a convergência do AGC, dando origem, assim, aos Algoritmos Genéticos Canônicos Modificados (AGCM). Segundo Li & Chang (2006), esse modelo de programação evolutiva fundamenta-se em dois princípios básicos: geração de subpopulações intermediárias, por meio de operações sobre indivíduos da população inicial e modelagem dinâmica dos operadores genéticos.

Um importante teorema sobre Algoritmos Evolutivos é denominado *Teorema No Free Lunch*, no qual, afirma-se que não existe um único modelo de resolução ótimo de todos os problemas combinatórios. Dependendo do tipo de problema, métodos clássicos podem ser mais eficientes que programação evolutiva, entretanto, Algoritmos Evolutivos apresentam um bom desempenho quando existem hipóteses válidas restritivas acerca do espaço de busca (Wolpert and Macready, 1997).

Ressalta-se que nas aplicações de Algoritmos Evolutivos, orientadas para sistemas de energia elétrica, uma das principais dificuldades está relacionada com a escolha adequada para codificação dos cromossomos, pois deve-se avaliar com cuidado a forma em que os parâmetros do problema são mapeados em um vetor finito de símbolos, que podem possuir comprimentos constantes ou dinâmicos. Uma lista de publicações, relacionada com a aplicação de Algoritmos Evolutivos em sistemas de potência, pode ser encontrada em (Koichi, 2000).

3 Método de alocação ótima via AGCM

Nesta seção serão apresentadas as características do método proposto de alocação de PMUs via AGCM.

3.1 Fundamentação do problema

O objetivo clássico do problema de alocação das PMUs é minimizar o número de PMUs alocadas tendo como restrição a garantia da completa observabilidade do sistema. No presente trabalho, considera-se também como restrição a quantidade mínima de MCs do conjunto de soluções factíveis, visando a obtenção de uma maior confiabilidade do plano de medição. Um sistema é considerado topologicamente observável se as PMUs são alocadas de tal modo que exista pelo menos uma árvore geradora de medição de posto completo (Abur &

Expósito, 2004). Assim, para uma rede cujo número de barramento é N_b , e m representa as medições fasoriais de tensões e correntes do sistema, a relação matricial entre as medições e o vetor de estado é:

$$\vec{z} = \mathbf{H} \cdot \vec{x} + \vec{\varepsilon} \quad (1)$$

onde,

\vec{z} é o vetor de medição que está linearmente relacionado com o vetor de estado \vec{x} que contém N_b fasores de tensão, \mathbf{H} é uma matriz de ordem (m, N_b) , sendo denominada matriz de *design*, e $\vec{\varepsilon}$ é o vetor de erro das medições de ordem $(m, 1)$.

O número de barramentos observáveis é determinado através do posto (*Rank*) da matriz \mathbf{H} , portanto, a condição de observabilidade do sistema Φ é dada por (2). Quando o sistema é completamente observável o resultado dessa equação será nulo (Baldwin et al, 1993).

$$\Phi = \frac{N_b - (\text{Rank}(\mathbf{H}) + 1)}{2} \quad (2)$$

Utilizando-se somente PMUs para garantir a observabilidade topológica do sistema elétrico, as seguintes regras devem ser consideradas:

- a) Se uma PMU é alocada em um dado barramento, a medição fasorial de tensão e as medições fasoriais de correntes que incidem no barramento são conhecidas, portanto, as medições obtidas pela PMU são consideradas medições diretas. É importante salientar que o presente trabalho considera que cada PMU possui uma quantidade suficiente de canais de instrumentação para a aquisição de todas as medições do barramento alocado;
- b) Uma vez alocada uma PMU em um dado barramento, todos os demais barramentos conectados a ele são considerados observáveis, nos quais, a medição da tensão fasorial de cada um deles será determinada a partir da análise nodal da rede. Essas medições são consideradas pseudomedições;
- c) Se existe um barramento onde todas as correntes fasoriais incidentes são conhecidas e conectado a ele existe um, e somente um, barramento radial (BR), é possível determinar a tensão fasorial do mesmo através da lei das correntes de *Kirchhoff*. Salienta-se que não existe a necessidade de alocação de uma PMU em um barramento radial;
- d) A modelagem de barramentos de injeção zero (IZ), a partir do qual nenhuma corrente elétrica está sendo injetada no sistema, deve ser efetuada, pois, uma vez modelados, é possível reduzir o número necessário de PMUs para completa observabilidade do sistema.

Para casos com mais de uma solução factível, a solução resultante será a que apresentar o menor número de MCs. Entende-se como MC toda medição

que, dada a sua eliminação do conjunto de medições acarreta a redução do posto da matriz \mathbf{H} , tornando o sistema não observável. A determinação das MCs é de extrema importância para estudos sobre melhorias no reforço do plano de medição pela sua importância em revelar a vulnerabilidade do mesmo (Cipriani & Simões, 2010).

No presente trabalho, a determinação da quantidade de MCs para cada solução do universo de soluções factíveis é realizada através da análise do posto da matriz \mathbf{H} . Para tanto, executa-se a fatoração *LU* na matriz \mathbf{H} e determinam-se as medições críticas analisando-se o processo de pivotamento (Emami et al., 2008). O conjunto de PMUs que apresentar a menor quantidade de MCs (*QMC*) é considerado a solução resultante.

Assim, o problema de otimização a ser resolvido no presente trabalho é formulado segundo (3),

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^{N_b} N_{PMU_i} \\ s.t \\ \Phi = 0 \\ QMC = \min \{U_S\} \end{aligned} \quad (3)$$

onde,

N_b é total de barramentos do sistema, N_{PMU} representa o número de PMUs, e U_S é o universo de soluções.

Analisando a modelagem matemática, pode-se observar um problema de otimização combinatória de difícil solução, em virtude da natureza discreta do espaço de busca com vários mínimos locais. Assim, a utilização de Algoritmos Genéticos Canônicos com restrições realizadas no seu espaço de busca, apresenta-se como um método eficiente para resolução do mesmo. Nas subseções seguintes apresentam-se a modelagem e as estratégias realizadas para o processo de alocação via AGCM.

3.2 Codificação

A codificação usada no processo de alocação baseia-se em um vetor binário (cromossomo), onde cada dígito (gene) está associado com um barramento, ou seja, se o gene é igual a "1" a PMU será alocada no barramento e se "0" a PMU não será alocada. A população inicial, aleatoriamente criada, é composta de 200 cromossomos. Cada geração subsequente de indivíduos, formada através dos operadores genéticos, possui o mesmo número de cromossomos. O tamanho inicial de cada cromossomo é igual à quantidade de barramentos em análise do sistema.

3.3 Restrições para refinar o espaço de busca

As restrições consideradas para refinar o espaço de busca do método proposto foram divididas em duas componentes:

- *Restrição para a quantidade inicial de PMUs*

Esta restrição é baseada na quantidade hipotética inicial de PMUs que torna o sistema completamente

observável. De acordo com (Baldwin et al., 1993), considera-se que o número inicial de PMUs seja igual ao valor mínimo do ponto de inflexão do subespaço com todas as soluções factíveis, sendo modelado segundo (4). Nesta etapa são excluídos todos os cromossomos da população que possuem na sua estrutura uma quantidade de PMUs diferente do valor obtido em (4).

$$N_{PMU}^{inicial} = \left\lceil \frac{(N_b + (N_{inj} / 2))}{3} \right\rceil \quad (4)$$

onde,

N_b representa a quantidade total de barramentos;
 N_{inj} representa o número desconhecido de injeções de potência;

• Restrição para barramentos BR e IZ

Essa restrição tem como base as regras de observabilidade c) e d). Nesta etapa são excluídos todos os cromossomos da população que possuem genes iguais a “1” para barramentos BRs e para os barramentos modelados como IZs.

3.4 Função Fitness

O valor do *fitness* (f) é um número natural e quanto menor o seu valor, melhor será a solução encontrada. Salienta-se que, devido à topologia do sistema, o valor da *Função Fitness*, dado por (5), que assegura a completa observabilidade do sistema será nulo.

$$f = Nb - (W + BR + IZ) = 0 \quad (5)$$

onde,

W é a soma dos barramentos para alocação das PMUs.

3.4 Lista com os melhores cromossomos de cada geração

Para cada população de cromossomos, aplicam-se as restrições e determinam-se os melhores indivíduos de cada geração. Esses indivíduos são armazenados em uma lista denominada *Melhores Indivíduos*, onde, é aplicada uma rotina de penalização/exclusão dos cromossomos repetidos para garantir a diversidade da população final. Com base nessa lista o problema de otimização é resolvido determinando-se a quantidade mínima de PMUs e os barramentos ótimos.

3.5 Seleção

Utiliza-se seleção por torneio, onde o cromossomo de maior aptidão possui uma maior probabilidade de ser selecionado. Contudo, dependendo do número aleatório gerado durante o torneio, o cromossomo de menor aptidão pode ser selecionado, mas com uma probabilidade inferior.

3.6 Estratégia de Crossover

Para a operação de *crossover* os cromossomos são selecionados em pares (S_v e S_w). S_v^t e S_w^t são recombinados na k^{th} posição, de acordo com (6) e (7).

$$s_c^t = \begin{cases} S_v^{t+1} = (v_1, \dots, v_k, w_{k+1}, \dots, w_N), rand^t \leq TC & (6) \\ S_w^{t+1} = (w_1, \dots, w_k, v_{k+1}, \dots, v_N), rand^t \geq TC & (7) \end{cases}$$

onde,

k é um número aleatório selecionado no intervalo $[2, \dots, N-1]$;

$rand^t$ são números aleatórios uniformemente distribuídos em $[0,1]$;

t representa a geração corrente;

S_c representa apenas um dos cromossomos resultantes do processo de *crossover*;

TC representa a taxa de *crossover* limitada em $[0,1]$, modelado segundo (8):

$$TC = (1 - \alpha) \times TC_{\min} + \alpha \times TC_{\max} \quad (8)$$

onde α é dado por (9):

$$\alpha = \frac{t-1}{T} \Rightarrow t = [1, T] \quad (9)$$

sendo,

TC_{\min} e TC_{\max} os valores mínimo e máximo da taxa de *crossover*, respectivamente;

T a quantidade máxima de gerações;

α é o parâmetro de dinamicidade do operador de *crossover*.

Essa estratégia de *crossover* foi adotada para melhorar o espaço de busca e diminuir a probabilidade de ocorrência de elementos repetidos.

3.7 Estratégia de Mutação

Após o cromossomo resultante S_c ser obtido, seleciona-se aleatoriamente um elemento v_y , $y \in \{1, 2, \dots, N\}$, e deve-se substituí-lo por v_y' , que é um número aleatório no intervalo $[v_y^{\min}, v_y^{\max}]$. O cromossomo resultante mutado será:

$$s_{cm}^{t+1} = (v_1, \dots, v_y', \dots, v_N), rand^t \leq TM \quad (10)$$

sendo TM representado por (11):

$$TM = TM_{def} \times \left(\frac{T - (t-1)}{T} \right) \quad (11)$$

onde,

s_{cm} representa o cromossomo S_c mutado;

TM é a baixa taxa de mutação limitada em $[0,1]$;

TM_{def} representa um valor constante de partida para o cálculo do TM .

A estratégia de mutação adotada visa melhorar a eficiência da pesquisa no espaço de busca, além de introduzir e manter a variação genética da população.

3.8 Estratégia utilizada na subpopulação

A estratégia utilizada consiste no desmembramento da subpopulação. Uma parte dela integra o bloco de seleção/mutação/*crossover* e a parte restante consiste apenas em um pequeno grupo dos melhores

indivíduos de cada geração. Esses indivíduos passam a fazer parte da nova geração por elitismo.

3.9 Determinação dos barramentos ótimos e medidas críticas

Com base na lista *Melhores Indivíduos*, forma-se a matriz H para cada cromossomo e executa-se a fatoração LU para se determinar a melhor solução do conjunto factível que será a resposta resultante do problema de alocação. É importante salientar que a quantidade inicial de PMUs pode ou não garantir a completa observabilidade do sistema, visto que, esse valor é apenas aproximado. Assim, duas condições podem ser encontradas, onde, a primeira é que o número inicial de PMUs garante a observabilidade. Para essa condição, o AGCM salva a resposta e executa uma nova simulação considerando a diminuição da quantidade de PMUs em 1 (uma) unidade. Esse processo é repetido até se encontrar a solução ótima. A segunda condição é quando o número inicial de PMUs não garante a observabilidade. Nesses casos o AGCM aumenta em 1 (uma) unidade a quantidade inicial de PMUs e, novamente, o processo é repetido até a determinação da solução ótima.

Com base nas proposições citadas nesta seção, desenvolveu-se um algoritmo em ambiente MATLAB R2012a, ilustrado na Figura 01. O algoritmo inicia com informações referentes ao número de barramentos do sistema, quantidade inicial de PMUs, quantidade máxima de gerações e seta *flags* de controle utilizados para evitar possíveis recálculos de combinações. As estratégias evolutivas são realizadas para cada geração, sendo avaliado o *fitness* de cada cromossomo da geração corrente. Com base nestes dados e com as informações restritivas de alocação realizadas no espaço de busca, pôde-se determinar com precisão a solução factível do problema.

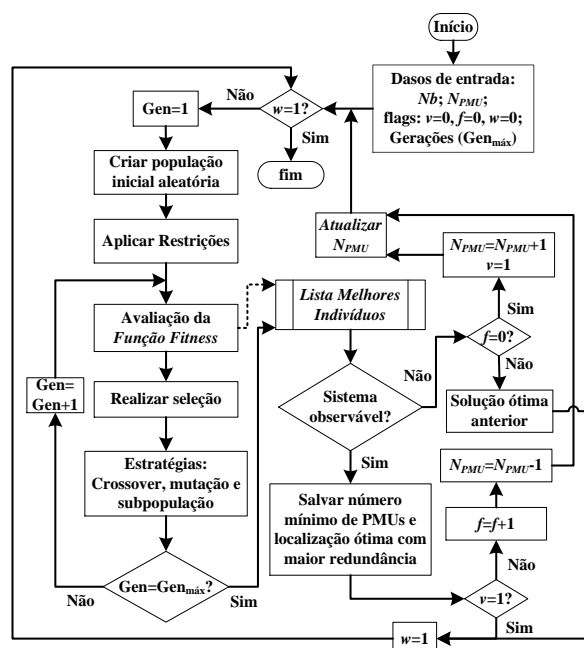


Figura 1. Fluxograma do algoritmo implementado.

4 Simulações e Resultados

Os casos de estudo são apresentados em duas partes. Na primeira parte, o método de alocação via AGCM é aplicado aos sistemas teste IEEE-14, IEEE-30 e *New England-39* barramentos para determinar a quantidade mínima, e a localização ótima das PMUs que garante a completa observabilidade do sistema com menor quantidade de MCs. Para os respectivos sistemas testes, considera-se somente a presença de medições fasoriais. Os barramentos radiais (BRs) e os barramentos de injeção zero (IZs) foram determinados através de um processo de busca topológica. São considerados barramentos IZs todos os barramentos de transposição (BT) – sem carga ou geração - com duas linhas incidentes. A Tabela 1 fornece os resultados das simulações do AGCM para os barramentos candidatos para alocação ótima das PMUs, assim como, a quantidade de barramentos BRs, BTs e IZs para os três sistemas teste.

A Tabela 2 mostra a quantidade mínima e a melhor localização das PMUs que torna os sistemas completamente observáveis com menor quantidade de MCs. Os resultados para os sistemas teste IEEE-14, IEEE-30, e *New England-39* podem ser comparados com (Chakrabarti & Kyriakides, 2008). A relação entre o número mínimo de PMUs e a quantidade total de barramentos dos sistemas mostra que é necessária a alocação das PMUs somente em 21,4%, 23,3% e 20,5% dos barramentos para os respectivos sistemas teste. Caso os barramentos IZs não sejam considerados, o número mínimo de PMUs que torna os sistemas completamente observáveis é 4 (quatro), 10 (dez) e 13 (treze), portanto, a modelagem de barramentos IZs é essencial, pois, a redução do espaço de busca dos sistemas será da ordem de 69,2%, 94,3% e 99,1%, respectivamente.

Na segunda parte, o método proposto é aplicado ao sistema teste IEEE-118 barramentos. No presente trabalho, optou-se por particionar o sistema por zonas, no qual, assegurou-se a existência de zonas observáveis formadas por medições convencionais do sistema SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*), tais como, magnitudes de tensão, fluxos e injeções de potência, cujo objetivo é reduzir o número requerido de PMUs. Realizou-se esse procedimento para evitar uma possível ‘explosão’ combinatória. Uma segunda versão do algoritmo será implementada para otimizar simultaneamente medições convencionais e sincronizadas.

Tabela 1. Barramentos BRs, BTs e candidatos para alocação.

Sistema teste	No. de BRs	No. de BTs	No. de IZs	Barramentos candidatos para alocação de PMUs
IEEE-14	1	1	1	1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 10, 11, 12, 13, 14
IEEE-30	3	6	2	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 27, 28, 29,30
<i>New England</i> 39	9	12	5	1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 39

Tabela 2. Mínimo número e barramentos para alocação ótima das PMUs fornecidos pelo AGCM.

Sistema teste	No. mínimo de PMUs	Barramentos para alocação ótima das PMUs
IEEE-14	3	2, 6, 9
IEEE-30	7	2, 5, 10, 12, 15, 24, 27
<i>New England</i> 39	8	3, 8, 13, 16, 20, 23, 25, 29

Tabela 3. Barramentos candidatos para o sistema teste IEEE-118.

Sistema teste	Barramentos candidatos para alocação das PMUs
IEEE-118	1, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30

Tabela 4. Número mínimo e barramentos para alocação ótima das PMUs fornecidos pelo AGCM para o sistema teste IEEE-118.

Sistema teste	No. mínimo de PMUs	Barramentos para alocação ótima das PMUs
IEEE-118	9	6, 9, 11, 12, 15, 19, 20, 22, 29

Os barramentos foram reenumerados de 1 a 118 para facilitar a referenciamento. O sistema foi particionado em 3 (três) zonas, onde 1 (uma) zona não observável foi aleatoriamente selecionada e as outras 2 (duas) zonas contêm um conjunto de medições de fluxos de potência em 80% das suas linhas, medições de injeções de potência em 30% dos seus barramentos, e medições da magnitude de tensão em 40% dos seus barramentos.

A zona selecionada para alocação de PMUs apresenta 30 barramentos e 43 linhas de transmissão, sendo modelados 2 (dois) barramentos IZs. A Tabela 3 mostra os barramentos candidatos para alocação, enquanto que a Tabela 4 apresenta os resultados do AGCM para as localizações ótimas das PMUs que garante a completa observabilidade, com a menor quantidade de MCs para a zona aleatoriamente selecionada.

5 Conclusão

Neste trabalho, um método de alocação ótima de PMUs para determinar a quantidade mínima, a localização dessas unidades e garantir a completa observabilidade topológica com menor número de medidas críticas foi realizado usando um Algoritmo Genético Canônico Modificado (AGCM). Foram realizadas modificações nos operadores genéticos de crossover e mutação, na formação da subpopulação, e foram consideradas hipóteses restritivas no espaço de busca, visando melhorar o desempenho na resolução do problema de otimização. Simulações foram realizadas com os sistemas testes IEEE-14, IEEE-30, IEEE-118 e *New England*-39 barramentos e os resultados apresentam propriedades satisfatórias de desempenho e precisão.

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro fornecido pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior para a realização do trabalho.

Referências Bibliográficas

- Abur A., and Expósito A. G (2004). Power system state estimation: theory and implementation. Marcel Dekker, New York, 2004.
- Aminifar F. et al. (2009). Optimal placement of Phasor Measurement Units using Immunity Genetic Algorithm. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 24, No. 3, pp. 1014-1020.
- Baldwin T. L. et al. (1993). Power system observability with minimal phasor measurement placement. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2.
- Cipriani E., and Simões A. C (2010). Observability analysis and criticality of measurements in power systems state estimation considering synchronized phasor measurements. in Proc. XVIII Automation Brazilian Congr. (in Portuguese), Bonito, MS, Brazil.
- Chambers L (2001). The Practical Handbook of Genetic Algorithms Applications. 2th ed., Chapman & Hall/CRC, New York.
- Emami R., Abur A., and Galvan F (2008). Optimal placement of phasor measurements for enhanced state estimation: A case study. Proc. of 16th PSCC, Glasgow, Scotland, pp.1-6.
- Goldberg, D. E (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley.
- Hui-ling Z. et al. (2013). Hybrid of MST and Genetic Algorithm on minimizing PMU placement. 3th International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications.
- Koichi, N (2000). States of the arts of the modern heuristics application to power systems. Proc. IEEE PES Winter Meeting, Vol. 4, pp. 1238-1244.
- Li, R. and Chang, X (2006). A Modified Genetic Algorithm with multiple subpopulations and dynamic parameters applied in CVaR model. IEEE Computer Society, China.
- Manousakis N. M., Korres G. N., and Georgilakis P. S (2012). Taxonomy of PMU placement methodologies. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 27, No. 2, pp. 1070-1077.
- Milosevic B., and Begovic M (2003). Nondominated sorting Genetic Algorithm for Optimal Phasor Measurement Placement, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 18, No. 1003
- Phadke, A. G. and Thorp J. S (2008). Synchronized Phasor Measurement and their applications, (Power electronics and Power Systems), Springer.
- Phadke A. G., Thorp J. S., and Karimi K. J (1986). State estimation with phasor measurements. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 1, No. 1, pp. 233-240.
- Rodrigo J. Albuquerque, and V. Leonardo Paucar (2013). Evaluation of the PMUs measurement channels availability for observability analysis. IEEE Transactions on Power Systems, pp. 1-9.
- Chakrabarti S., and Kyriakides E (2008). Optimal placement of phasor measurement units for power system observability. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 23, No. 3, pp. 1433-1440.
- Wolpert, D. H., and Macready, W. G (1997). No Free Lunch Theorems for Optimization. IEEE Transactions Evolutionary Computation, 1(1): 67-82.
- Web, <http://www.ee.washington.edu/research/pstca>. Power Systems Test Cases Archive, Aug. 1999. [Online].