

MINIMIZAÇÃO DE PERDAS EM SISTEMAS ELÉTRICOS INDUSTRIAIS UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

PAULO COUTINHO, DE TARSO E PAULA

*Centro de Energias Alternativas e Renováveis, Universidade Federal da Paraíba
Cidade Universitária, João Pessoa-PB, CEP 58051-900, Brasil*

E-mail: paulo.coutinho@cear.ufpb.br

YURI MOLINA, RODRIGUEZ

*Centro de Energias Alternativas e Renováveis, Universidade Federal da Paraíba
Cidade Universitária, João Pessoa-PB, CEP 58051-900, Brasil*

E-mail: molina.rodriguez@cear.ufpb.br

Abstract— This paper proposes a new method for determining the amount and size of capacitors necessary to minimize losses existing in industrial electric systems. The methodology is structured as Genetic Algorithm and developed with MATLAB's instructions, being completely opened, allowing the users to adjust all parameters involved in the minimization. At the end, based on a real system, numerical results are presented and discussed to demonstrate the applicability of the proposed method.

Keywords—Capacitors, Industrial Electric Systems, Minimization of Losses, Genetic Algorithm.

Resumo— Este artigo propõe método para especificar quantidade e potência de capacitores necessários para minimizar perdas existentes em sistemas elétricos industriais. A metodologia é estruturada como Algoritmo Genético e desenvolvida com instruções MATLAB, sendo completamente aberta; o que permite aos usuários ajuste de todos os parâmetros envolvidos na minimização das perdas. O trabalho se encerra apresentando resultados de cálculos realizados em relação a um sistema elétrico real.

Palavras-chave— Capacitores, Sistemas Elétricos Industriais, Redução de Perdas, Algoritmo Genético

1. Introdução

Nas topologias usuais, a energia reativa demandada pelas cargas industriais procede da fonte, instalada externamente, no sistema de distribuição da concessionária; produzindo, ao fluir através dos condutores elétricos, perdas por efeito joule.

Devido a isto, uma das formas de se implementar a redução destas perdas elétricas é fazer o fornecimento da energia reativa localmente, através da implantação de capacitores paralelos. Este método é aplicável nas redes existentes, a custo mínimo e reduzido tempo de instalação (Malik 2007).

A implantação de capacitores, além de propiciar a redução de perdas, também propicia melhoria no nível de tensão, o que, por sua vez, aumenta a margem de estabilidade do sistema de suprimento externo.

Devido ao extenso espaço de busca, o cálculo dos capacitores se torna inadequado através das ferramentas convencionais, surgindo daí a conveniência de se fazer uso de ferramentas especiais, sendo uma delas os programas de otimização estruturados como algoritmos genéticos. Estes algoritmos estão se tornando populares em diferentes campos de aplicação, principalmente devido sua robustez em localizar a solução ótima (Das 2001).

Existem muitos trabalhos acadêmicos abordando o uso de algoritmos genéticos para otimização de sistemas de transmissão e distribuição (K.R. Devabalaji 2015) (Sayyad Nojavan 2013) (Attia A. El-Fergany 2013). De forma oposta, há considerável lacuna de trabalhos direcionando o tema para ambientes industriais. Emerge daí o objetivo deste artigo: desenvolver e propor metodologia específica, estruturada como Algoritmo Genético, voltada para minimização de perdas em sistemas industriais.

2. Algoritmos genéticos e seus conceitos

Charles Robert Darwin desenvolveu, em 1858, a “Teoria da Evolução”.

Conforme tal teoria, todos os organismos vivos estão em lento, mas constante processo de mutação; tendendo a se diferenciar com a passagem das eras. As populações se diferenciam gradualmente, de geração em geração, e cada nova geração é colocada à prova pelas condições do ambiente em que vive. Indivíduos mais adaptados ao ambiente têm maior probabilidade de sobreviverem e de se reproduzirem; mas, ocasionalmente, algumas mutações podem ocorrer, melhorando ou piorando as características dos descendentes.

O algoritmo genético funciona de forma iterativa e as etapas de seu fluxograma guardam forte similaridade com a teoria

evolutiva de Darwin; agindo da mesma forma que a natureza o faz, compreendendo avaliação, seleção, cruzamento, mutação, atualização e finalização (HOLLAND 1975). O fluxograma da figura 1 corresponde a uma estrutura AG modificada, incrementada por alguns blocos especiais, cujo funcionamento pode ser sintetizado da seguinte forma:

- Uma primeira população (bloco 1), com diversos indivíduos, é gerada aleatoriamente, sendo inserida em determinada ambiente, onde é submetida a processo de avaliação;
- A adaptação (bloco 2) de cada indivíduo a seu ambiente equivale a uma nota, ou “Fitness”, ou FA, sendo representado por um número; que pode ser negativo, nulo, ou positivo (Michalewicz 1996);
- No processo de penalização (bloco 3), um fator, associado a cada restrição eventualmente violada, é agregado ao FA do indivíduo que a provocou, diminuindo suas chances de ser selecionado e permanecer nas futuras gerações;
- A normalização (bloco 4) é uma etapa que permite ajustar a velocidade de convergência do algoritmo: maior velocidade significa menor demanda computacional, incorrendo-se, contudo, no risco de se perder precisão, ou capacidade, de se identificar o indivíduo mais adaptado ao ambiente;
- A seleção (bloco 5) segue características probabilísticas, privilegiando os indivíduos mais adaptados ao ambiente, fazendo com que eles tenham forte influência nas gerações futuras;
- O cruzamento (bloco 6) ocorre entre os indivíduos selecionados (os pais), tendendo a gerar descendentes (os filhos) ainda mais adaptados ao ambiente;
- A população de filhos é submetida a processo de mutação (bloco 7), que se manifesta de forma aleatória;
- O fluxo se realimenta até que seja atingida a condição de parada (bloco 8), quando, presumivelmente, já está selecionado o indivíduo mais apto ao ambiente. Tal indivíduo (bloco 9) é a solução do problema submetido ao processo de otimização.

Os indivíduos podem ser representados por números binários ou por números reais.

As formas de seleção mais comuns são tipo roleta e tipo torneio, sendo esta última muito abrangente; pois consegue selecionar números negativos, nulos e positivos.

Para indivíduos binários o cruzamento mais usual é o “tipo cross over”, com um ou mais pontos para troca de genes (bits).

A mutação cumpre papel secundário, porém decisivo, servindo para evitar uma rápida e indesejável convergência do algoritmo. Ela precisa ser diminuta pois, caso contrário, pode deteriorar as populações e inutilizar o resultado da otimização.

O algoritmo genético pode ser desenvolvido para diversos fins, incluindo dentre eles a procura pelo ponto de máximo ou pelo ponto de mínimo de funções matemáticas.

Quando em busca pelo máximo, ou pelo mínimo, o ambiente de avaliação é representado por uma equação matemática, nominada função objetivo, sendo o FA de cada indivíduo o resultado desta equação em relação aos valores das variáveis contidas no indivíduo.

Por exemplo, para função objetivo $f(x) = 4 + x^2$, uma população de 3 indivíduos, cujos valores sejam 1, 6 e 5, recebe, respectivamente, avaliações (FA's) iguais a 5,40 e 29. Caso a

otimização busque pelo máximo desta função, a seleção, que por natureza é probabilística, deverá estabelecer, respectivamente, as seguintes probabilidades percentuais para cada um dos indivíduos: 6,76; 54,05 e 39,19.

Observa-se no exemplo que o indivíduo mais adaptado, cujo FA=40, é o que tem maior probabilidade de seleção (54,05 %).

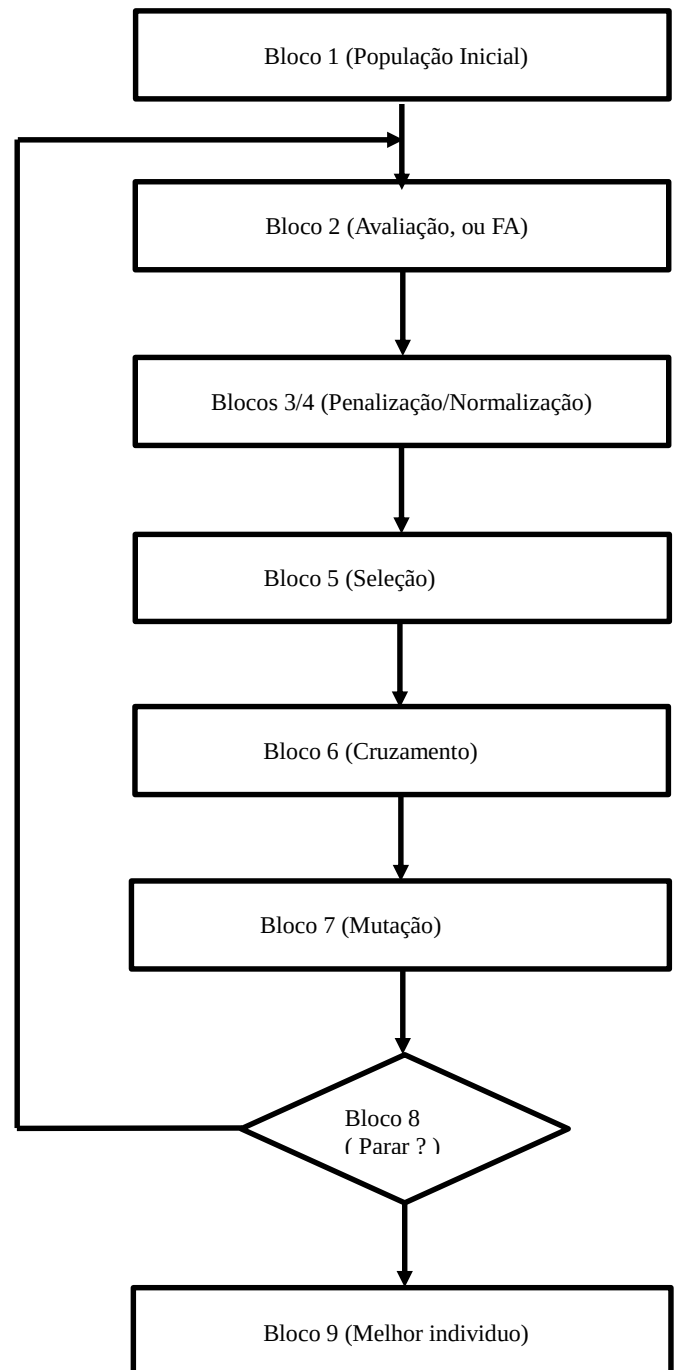


Figura 1: Fluxograma do Algoritmo Genético Modificado

3. Particularidades do Algoritmo proposto

O algoritmo genético proposto, para que possa apresentar bom desempenho quando voltado para sistemas elétricos industriais, contém, além de blocos especiais, as seguintes inovações:

- Tabela de capacitores com auto ajuste: O bloco predispõe a tabela de capacitores automaticamente e conforme a potência reativa indutiva da maior carga (motor elétrico),
- Pre-carga de capacitores: Em cada barra que contém carga reativa indutiva é automaticamente pré-carregado valor de capacitor que anule, ou diminua fortemente, o reativo indutivo,
- Dupla Penalidade: Opera penalizando violações de tensão e de FP (Fator de potência),
- Mutação Adaptativa: Permite o algoritmo trabalhar com altas taxas de mutação,
- Ajuste de Carregamento: Permite simular o nível de carregamento do sistema elétrico, de 50 A 200 %,
- Permite trabalhar com tabelas comerciais, com 15 ou com 31 diferentes valores de capacitores.

Além das funções especiais, o método proposto dá ao usuário acesso a 14 parâmetros, permitindo-lhe facilmente otimizar o desempenho do algoritmo; conciliando velocidade e precisão no resultado.

3.1. Conceitos implantados no algoritmo proposto

Nos itens a seguir estão os principais conceitos aplicados ao modelo proposto, cuja estrutura é conforme figura 2.

3.1.1. Dados gerais

Este bloco contém os dados do ambiente (sistema elétrico) onde os indivíduos (arranjo com diversos capacitores) irão interagir e irão ser avaliados.

Os dados gerais correspondem aos usuais para cálculos de fluxo de carga (de, para, impedâncias, distancias, potência de cargas, potencias de geradores, tipos de barras, capacitores de barras e capacitores de linha).

3.1.2. A população de indivíduos

Seu tamanho, ou número de indivíduos, tem intimidade com dois fatores: demanda computacional e precisão da resposta gerada pelo algoritmo.

Na prática, valores da ordem de 50 a 200 indivíduos resolvem a maior parte dos problemas, ressaltando-se, contudo, que populações bem maiores podem ser necessárias em casos mais complexos.

Nos experimentos realizados com o método proposto a população foi ajustada para operar com 100 indivíduos, obtendo-se bons resultados no que tange precisão e velocidade.

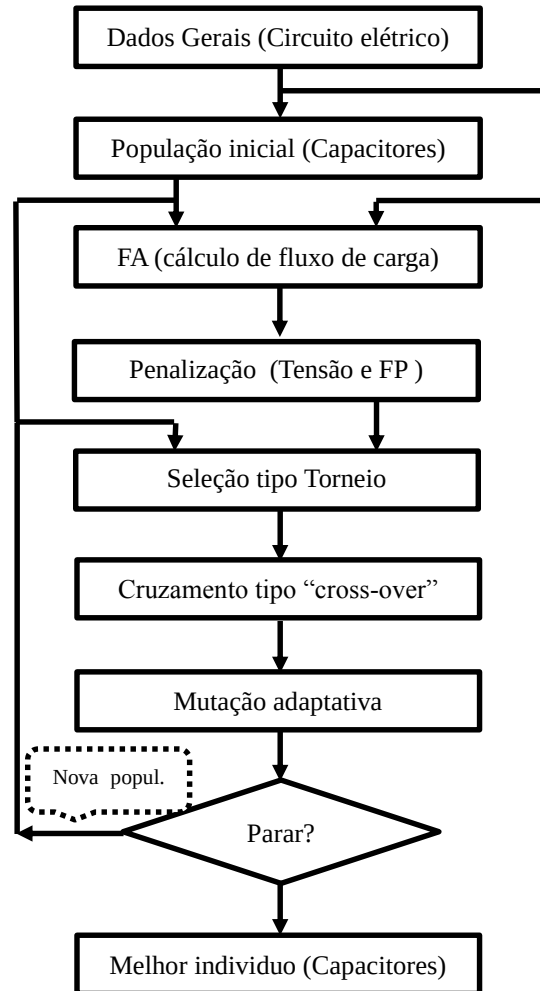


Figura 2: Fluxograma do Método Proposto

3.1.3. O indivíduo

Para resolução de funções matemáticas, o indivíduo pode ser representado através de números reais ou binários.

No processo de cruzamento, tanto quanto no processo de mutação, é bem mais flexível a manipulação de números binários e, por isto, esta forma de representação foi escolhida e usada no método proposto.

A cada barra do sistema elétrico deverá ser atribuído um valor de capacitor. Os valores possíveis para cada capacitor estão em uma tabela.

Como exemplo, num sistema com 20 barras, caso se use tabela com 15 capacitores (4 bits), no total cada indivíduo terá 80 bits. Caso se utilize tabela com 31 capacitores (5 bits), no total cada indivíduo terá 100 bits.

A seguir, na tabela 1, está um dentre os dois arranjos mencionados, onde se mostra indexação da representação binária de 4 bits com o valor da potência reativa dos capacitores, em Mvar.

Tabela 1: Valores de capacitores e sua representação binária

Tabela com indexação da Potência Reativa dos capacitores e os códigos de representação binária, 4 bits					
Numero	Mvar	Codificação binária			
1	0,02	0	0	0	1
2	0,03	0	0	1	0
3	0,04	0	0	1	1
4	0,05	0	1	0	0
5	0,06	0	1	0	1
6	0,07	0	1	1	0
7	0,08	0	1	1	1
8	0,10	1	0	0	0
9	0,11	1	0	0	1
10	0,12	1	0	1	0
11	0,13	1	0	1	1
12	0,14	1	1	0	0
13	0,15	1	1	0	1
14	0,16	1	1	1	0
15	0,17	1	1	1	1

3.1.4. A avaliação de aptidão

Programas especialistas em cálculo de fluxo de carga (FC), a partir de determinados dados de entrada, produzem, como saída, dentre outras informações, o valor da perda total existente no sistema elétrico submetido a análise.

No método proposto o bloco responsável por executar a avaliação dos diversos indivíduos é representado por um programa especialista em cálculo de FC (fluxo de carga).

Cada indivíduo (grupo de capacitores) é informado ao programa de FC, que então calcula nova matriz admitância e, a partir dela, realiza o cálculo da “perda total” para este indivíduo.

O programa de FC esta particularizado para topologias industriais, dispensando a barra de referência e as barras de geração interna, e depende da conexão do sistema com uma fonte externa (concessionária).

Como exemplo, para sistema com 20 barras, onde as populações sejam geradas com 150 indivíduos, o programa de FC calcula e gera vetor com 150 linhas, cada linha representando o FA (perda total) para cada indivíduo (conjunto com 20 capacitores).

3.1.5. As penalizações por tensão e por Fator de Potencia

O bloco responsável por realizar a penalização por desvio de tensão recebe do programa FC a informação do valor desta variável, de cada uma das barras, para cada arranjo de capacitores existente na população.

Caso, para determinado indivíduo, a tensão presente em qualquer uma das barras exceda as tolerâncias parametrizadas, faixa de 0,85 a 1,00 pu e faixa de 1,00 a 1.10 p.u., seu FA (valor de perda total) é incrementado, diminuindo, assim, sua possibilidade de ser selecionado e de se propagar nas futuras gerações.

No caso de ocorrer a violação, aplica-se a penalização expressa na equação 1. Caso não, aplica-se a relação expressa na equação 2. O melhor valor de K1 é determinado através de simulações, devendo ser, no mínimo, igual a 1.

$$FAV = K1 * \Delta V * FA + FA \quad (1)$$

$$FAV = FA \quad (2)$$

$$\Delta V = V(atual)/1.1, \text{ se } V(atual) \geq 1.1pu \quad (3)$$

$$\Delta V = 0,9/V(atual), \text{ se } V(atual) \leq 0.9pu \quad (4)$$

O mesmo bloco também realiza penalização por transgressão de Fator de Potência. Para tal recebe informação das potências existentes em cada barra e, a partir delas, calcula os respectivos FP's. Caso o FP de determinada barra fique capacitivo o indivíduo que provocou a transgressão é penalizado, sendo seu FA incrementado; diminuindo assim a possibilidade de sua sobrevivência.

A penalização por transgressão de FP é conforme equação 5, e na inexistência do evento aplica-se a relação expressa na equação 6. O melhor valor de K2 é determinado através de simulações, devendo ser, no mínimo, igual a 1.

$$FAFP = K2 * FAV \quad (5)$$

$$FAFP = FAV \quad (6)$$

3.1.6. Seleção tipo torneio

Tem característica probabilística, privilegiando os indivíduos (arranjo de capacitores) que provocam a menor perda elétrica e que, simultaneamente, não provocam transgressões (penalizações).

A tabela 2 lista, como exemplo, população com 6 indivíduos. Para que a população selecionada tenha o mesmo tamanho da população original, a seleção promove 6 torneios.

Um parâmetro do algoritmo, definido convenientemente, estabelece, por exemplo, que cada torneio conte com 3 jogadores/indivíduos; cuja escolha se dá de forma aleatória.

No programa efetivamente desenvolvido o número de jogadores a cada torneio é igual ao número de indivíduos (100). Neste tipo de seleção, quanto maior for o número de jogadores, maior é a velocidade de convergência do algoritmo; o que pode ser indesejável e levar a erro no resultado.

Tabela 2: Indivíduos e seus correspondentes valores de aptidão

Indivíduos	FA (Aptidão)
A	2,3
B	9,0
C	4,3
D	5,0
E	0,5
F	5,0

A tabela 3 lista os jogadores escolhidos (aleatoriamente) e o vencedor de cada torneio.

Tabela 3: Indivíduos sorteados para os jogos e seus correspondentes vencedores

Torneio	Jogador	Vencedor
1	Indivíduo C, D, E	Indivíduo D
2	Indivíduo E, E, D	Indivíduo D
3	Indivíduo A, F, B	Indivíduo B
4	Indivíduo C, A, E	Indivíduo C
5	Indivíduo C, F, B	Indivíduo B
6	Indivíduo D, B, A	Indivíduo B

3.1.7. Cruzamento de população binária

Também chamado de “cross-over”, este método promove o acasalamento entre indivíduos. Nele, cada casal é selecionado aleatoriamente, não existindo obrigatoriedade de que todos os indivíduos participem de algum cruzamento. Cada casal sorteado gera dois filhos, e a população gerada tem o mesmo tamanho da população original. No exemplo abaixo, figuras 3 e 4, dois indivíduos se acasalam, gerando dois filhos, com transferência da influência dos pais iniciando-se após o terceiro bit.

No método proposto, o número de indivíduos cruzados e o ponto de transferência dos bits são determinados por parâmetros.

0	1	1	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	0	0	1

Figura 3: Pais selecionados para o cruzamento

0	1	1	1	1	0	0	1
1	0	1	0	0	0	0	0

Figura 4: Filhos, produtos do cruzamento, com troca de bits após o terceiro bit

3.1.8. A Mutação de população binária

A mutação deve alterar somente uma pequena quantidade de bits da população, pois, caso contrário, o algoritmo será significativamente perturbado, podendo se tornar incapaz de produzir resultado aproveitável.

No modelo proposto o processo de mutação se desenvolve da seguinte forma: uma vez definida a quantidade de genes a mutar, os “bits alvo” são selecionados aleatoriamente. Uma vez escolhidos os “bits alvos”, o processo de mutação se encerra com a inversão dos valores deles. Além de permitir ajustes, através dos parâmetros, no método proposto a mutação é adaptativa, sendo diminuída, em rampa ajustável, e encerrando sua ação quando o algoritmo atinge, no máximo, metade do número de iterações programadas. No exemplo que se segue, representado

pelas figuras 5 e 6, foi selecionado aleatoriamente, para sofrer mutação, o sexto bit do segundo indivíduo.

0	1	1	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	0	0	1
1	1	1	1	1	0	0	0

Figura 5: População de 3 indivíduos antes da mutação

0	1	1	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	1	0	1
1	1	1	1	1	0	0	0

Figura 6: População de 3 indivíduos após a mutação

3.1.9. A parada

No método desenvolvido a parada ocorre após se encerrar o número de iterações programadas. Para facilitar a interpretação do resultado, e o processo de ajuste dos parâmetros, e prover garantia de que o programa convergiu para um único indivíduo (conjunto de capacitores), no método proposto algumas formas de ondas gráficas (figura 7), são automaticamente geradas após o encerramento da última iteração. Seguindo o conceito, o melhor indivíduo é o último indivíduo da última população, e esta última população contém somente indivíduos idênticos.

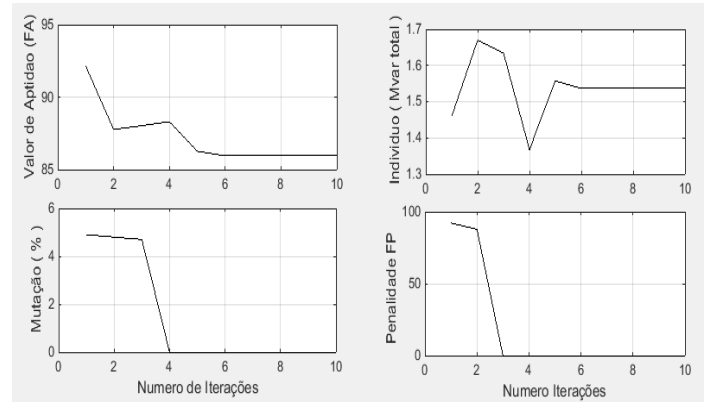


Figura 7: FA, indivíduo selecionado (soma de capacitores, em MVar), Índice de Mutação (%), Penalidade por FP.

4. Aplicação do método proposto

O método proposto, estruturado como Algoritmo Genético, foi aplicado a uma subestação industrial, conectada à rede de distribuição através do nível 13.8 kV, com cargas alimentadas em 380 v, carregamento de 100 %.

A subestação elétrica dispõe de dois trafos (1,0 MVA /3,00 %), com 20 barras; sendo 12 dentre elas efetivamente carregadas, e todas as capacidades envolvidas (cabos, trafos, cargas) correspondem a projeto real.

4.1. Operação do sistema, carregamento de 100 %, sem e com a minimização de perdas

Calculado pelo modelo proposto, a perda total do sistema, sem a implantação dos capacitores, é igual a 130,9 kW e os níveis de tensão, nas diversas barras, são conforme tabela 4, colunas 2 e 5. Com a implantação dos capacitores a perda total do sistema fica reduzida para 86,34 kW e os níveis de tensão, nas diversas barras, são melhorados e conforme tabela 4, colunas 3 e 6.

Tabela 4: Tensão nas barras, em pu., sem capacitores, colunas 2 e 5, e com capacitores, colunas 3 e 6

Barra	Tensão (pu)		Barra	Tensão(pu)	
	Sem capacitor	Com Capacitor		Sem capacitor	Com Capacitor
1	1,0000	1,0000	11	0,9282	1,0000
2	0,9970	0,9974	12	0,9776	0,9974
3	0,9776	0,9979	13	0,9617	0,9979
4	0,9617	0,9864	14	0,9160	0,9864
5	0,9160	0,9478	15	0,9282	0,9478
6	0,9282	0,9619	16	0,9282	0,9619
7	0,9282	0,9597	17	0,9617	0,9597
8	0,9617	0,9864	18	0,9160	0,9864
9	0,9160	0,9477	19	0,9282	0,9477
10	0,9282	0,9619	20	0,9282	0,9619

4.2. Capacitores calculados para sistema elétrico com carregamento de 100 %

O método proposto, estruturado como algoritmo genético, demonstra excelente repetitividade de resultados; conforme amostragens realizadas e transpostas para a tabela 5, onde a potência total de capacitores a instalar (1,51, 1,49 e 1,52 Mvar) pouco diferem entre si.

Tabela 5: Capacitores calculados por 3 diferentes otimizações, carga de 100 %

Barra	Capacitor (Mvar)	Capacitor (Mvar)	Capacitor (Mvar)
1	0,04	0,03	0,12
2	0,12	0,07	0,01
3	0,06	0,12	0,16
4	0,04	0,10	0,02
5	0,05	0,05	0,05
6	0,08	0,08	0,08
7	0,16	0,06	0,12
8	0,00	0,00	0,06
9	0,05	0,05	0,05
10	0,08	0,08	0,08
11	0,16	0,14	0,10
12	0,07	0,14	0,08
13	0,12	0,02	0,03
14	0,05	0,05	0,05
15	0,08	0,08	0,08

16	0,06	0,14	0,14
17	0,03	0,02	0,03
18	0,05	0,05	0,05
19	0,08	0,08	0,08
20	0,14	0,14	0,14
(Total Mvar)	1,51	1,49	1,52

4.3. Os resultados técnicos e econômicos

Os capacitores calculados através do método proposto promovem, como média dos valores de todos os barramentos, melhoria de aproximadamente 2,7 % no nível de tensão e promove redução de 35 % nas perdas elétricas internas. A demanda computacional, por otimização, é de 120 segundos.

Considerando custo líquido de aquisição igual a R\$ 51 / Kvar, custo de instalação igual a 1200 R\$ / unidade capacitiva, custo da energia igual a 0,3 R\$ /kwh, chega-se que o investimento demanda capital de R\$ 100.500,00 e propicia, em 20 anos, redução com custeio de energia igual a R\$ 2.406.240,00; equivalendo a auto pagamento em 2 anos.

5. Conclusões

O método proposto, estruturado como Algoritmo Genético, é rápido e eficiente para otimização de perdas em sistemas industriais, apresentando excelente repetitividade nos valores dos capacitores calculados a cada vez que a minimização é realizada.

Bibliografia

- Attia A. El-Fergany, AYA 2013, 'Capacitor placement for net saving maximization and system stability enhancement in distrib. net. using artificial bee colony-based approach', *Electrical Power and Energy System*, 1 July 2013, pp. 235-243.
- Das, D 2001, 'Reactive power compensation for radial distribution networks using genetic algorithm', *Electrical power & energy systems*, 8 August 2001.
- HOLLAND, J 1975, *Adaptation in natural and artificial systems*.
- K.R. Devabalaji, KRDPK 2015, 'Optimal location and sizing of capacitor placement in radial distribution system using Bacterial Foraging Optimization Algorithm', *Electrical power & energy systems (journal)*, 17 March 2015, pp. 383-390.
- Malik, MRH 2007, 'Genetic algorithm-based approach for fixed and switchable capacitors placement in distribution systems with uncertainty and time varying loads', *IET Gener. Transm. Distrib.*
- Michalewicz, Z 1996, *Genetic Algorithms + Data Structures=Evolution Programs*, Charlotte.
- Sayyad Nojavan, MJKZ 2013, 'Optimal allocation of capacitors in radial/mesh distrib. systems using mixed integer nonlinear programming', *Electric Power Systems Research*, 29 September 2013, pp. 129-124.