

RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO PRIMÁRIAS USANDO UM AG CLÁSSICO COM TRÊS ESTRATÉGIAS DE CODIFICAÇÃO: PARAMETRIZAÇÃO DO AG E COMPARATIVO DE DESEMPENHO

DIEGO H. S. CAVALCANTI, RAONI A. PEGADO, HELON D. M. BRAZ, YURI P. M. RODRIGUEZ, CRISTIANE S. SILVA, RICARDO W. C. G. FILHO

Grupo de Inteligência Computacional Aplicada a Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba

E-mails: diego.cavalcanti@cear.ufpb.br, raoni.pegado@cear.ufpb.br, helon@cear.ufpb.br, molina.rodriguez@cear.ufpb.br, cristiane.silva@cear.ufpb.br, ricardo.filho@cear.ufpb.br.

Abstract— This paper presents a methodology for the reconfiguration of distribution networks using a classical genetic algorithm. In the proposed methodology three coding strategies were applied, performing a performance comparison between them. The proposed algorithm was developed in Matlab and had as main objective the reduction of power losses of the distribution network. To demonstrate the performance and effectiveness of the proposed method, it was applied in the Baran & Wu 33 bus system, commonly found in the literature.

Keywords— Distribution Networks, Reconfiguration, Optimization, Genetic Algorithm.

Resumo— Este artigo apresenta uma metodologia para reconfiguração de redes de distribuição utilizando um algoritmo genético clássico. Na metodologia proposta foram aplicadas três estratégias de codificação realizando um comparativo de desempenho entre elas. O algoritmo proposto foi desenvolvido em Matlab e teve como objetivo principal a redução das perdas de potência da rede de distribuição. Para demonstrar o desempenho e a efetividade do método proposto, este foi aplicado no sistema 33 barras de Baran & Wu, comumente encontrado na literatura.

Palavras-chave— Redes de Distribuição, Reconfiguração, Otimização, Algoritmo Genético.

1 Introdução

Os sistemas elétricos de potência (SEP) podem ser organizados em Geração, Transmissão e Distribuição. Tomando o estado da Paraíba como exemplo, o segmento de Distribuição engloba a sub-transmissão (69 kV), distribuição primária (13,8 kV) e a distribuição secundária (220 V), sendo a distribuição primária o segmento de interesse para essa pesquisa*.

Estudos de reconfiguração de redes de distribuição primárias consistem em determinar o estado das chaves (fechada/aberta) de seção e interligação, visando obter uma configuração topológica com perdas ativas mínimas. Outros objetivos podem ser considerados, como melhoria do perfil de tensão, redução da sobrecarga nos equipamentos e balanceamento entre alimentadores; todavia, por não serem objetivos conflitantes, minimizar perdas tende a melhorar também os demais objetivos listados.

Soluções candidatas devem atender restrições de radialidade, conexão, capacidade das subestações, limites de tensão nas barras e suportabilidade dos ramos. *Radialidade* significa que existe um único caminho energizado desde qualquer barra até sua subestação supridora. *Conexão* requer que todas as barras estejam energizadas.

Trata-se de um problema clássico da área de otimização de sistemas de distribuição, que ressurgiu em meio aos novos desenvolvimentos na área de supervisão e automação de sistemas de potência inteligentes com o nome de *Self-Healing*. Contudo, as técnicas do

estado da arte de reconfiguração continuam válidas, sendo apenas adaptadas para considerar a possibilidade de atuação em tempo real ou quase-real.

A abordagem mais comum consiste em adotar heurísticas do tipo passo-a-passo, cuja lógica é fazer sempre a melhor escolha possível. Merlin & Back (1975) foram pioneiros neste tipo de estudo, propondo um algoritmo que partindo da rede malhada obtida pelo fechamento de todas as suas chaves procede a Abertura Sequencial guiada pelo critério de minimização de perdas ativas. Cinvalar et al (1988) propuseram um método de solução cuja configuração inicial era radial em vez de malhada, conhecido como Troca de Ramos. O processo de busca consiste em tentativas de recombinar trechos interligados com o objetivo de minimizar perdas.

Shirmohammadi & Hong (1989), Borozan et al (1997) e Fajardo & Vargas (2008) são exemplos de trabalhos inspirados na abertura sequencial. Baran & Wu (1989), Kashem et al (1999) e Das (2006) apresentam técnicas baseadas na troca de ramos. Em geral, sua principal vantagem é a simplicidade. No caso da abertura sequencial é possível definir uma infinidade de critérios para escolher a melhor chave para ser aberta num determinado passo do algoritmo, considerando diferentes objetivos; a troca de ramos é igualmente suscetível aos diferentes critérios para seleção da melhor transferência de carga em cada instante. Entretanto, a restrição é que ambos são essencialmente algoritmos gulosos e em cada iteração fazem a melhor escolha possível sem considerar a solução como um todo. Tal característica implica numa pesquisa restrita

* As tensões indicadas são de linha ou entre fases, exceto para a distribuição secundária em que se tem 220 V fase-terra eficaz.

a uma fração do espaço de busca e pode acarretar em soluções indesejadas.

2 Formulação do Problema

O modelo do SEP adotado nesta pesquisa é composto por subestações (SE), barras e ramos que podem ser divididos em dois grupos: os ramos com chaves normalmente fechadas (NF) e os ramos com chaves normalmente abertas (NA). Deseja-se encontrar um conjunto de estados das chaves que atenda às restrições de radialidade e conexão da rede, bem como de igualdade impostas pelas equações do fluxo de carga, enquanto obtém uma menor perda de potência ativa na distribuição.

O conjunto de estados das chaves (E_C) é definido como um vetor binário de N bits, sendo N a quantidade de chaves e os bits com valor 0 representando ramos NA e bits com valor 1 representando ramos NF. Logo, a rede é apresentada na Figura 1 e representada pelo vetor de estados mostrado na Figura 2.

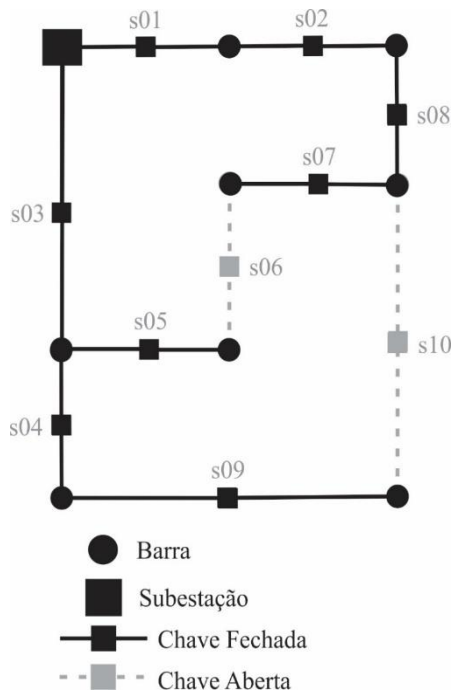


Figura 1. Exemplo de um sistema radial e conexo

1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	S ₈	S ₉	S ₁₀

Figura 2. Representação dos estados das chaves

Com isso, o problema de otimização pode ser enunciado como:

$$\text{Mimimizar } f(X) \quad (1)$$

sujeito a:

$$I \leq I' \quad (2)$$

$$S \leq S' \quad (3)$$

$$V' \leq V \leq V'' \quad (4)$$

sendo,

X a rede de distribuição gerada por E_C ;

I o vetor de correntes para a configuração X ;

I' o vetor dos limites de corrente em cada trecho do alimentador;

S o vetor com o carregamento de cada subestação para a configuração X ;

S' o vetor com o carregamento máximo de cada subestação;

V o vetor com a tensão calculada em cada barra da configuração X ;

V' o limite inferior de tensão em cada barra atendida; e

V'' o limite superior de tensão em cada barra atendida.

Vale salientar que deve existir um único caminho energizado para cada barra e que todas as cargas do sistema devem ser alimentadas.

Logo, este artigo propõe uma busca por topologias ótimas para o sistema de distribuição.

3 Metodologia – Algoritmo Genético (AG)

No AG, cada solução candidata é chamada de indivíduo, sendo um conjunto de indivíduos nomeado de população. Ao longo da execução do AG, sucessivas populações são geradas definindo gerações. Para este artigo, propõem-se algumas estratégias de codificação para encontrar a solução ótima que minimiza as perdas de potência ativa da rede de distribuição.

Definindo $Pop(t)$ como uma população e t como a geração atual, o AG é definido como:

1. $t \leftarrow 0$
2. Iniciar $Pop(t)$
3. Avaliar $Pop(t)$
4. Enquanto (testa critério de parada)
5. $t \leftarrow t+1$
6. Selecionar $Pop(t)$ a partir de $Pop(t-1)$
7. Aplica os operadores genéticos
8. Avaliar $Pop(t)$

Em seguida, aborda-se as táticas utilizadas para cada uma das etapas dos AG propostos.

3.1 População Inicial

A população inicial é definida pela matriz,

$$Pop_{inicial} = \begin{bmatrix} S_{1,1} & \cdots & S_{1,N_{bits}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{N_{pop},1} & \cdots & S_{N_{pop},N_{bits}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

sendo,

$S_{n,m}$ representa o valor no n -ésimo indivíduo e no m -ésimo ramo;

N_{pop} é o número de indivíduos da população;

N_{bits} é o número de ramos com chaves presente na rede estudada.

Para o primeiro caso analisado, denominado de Vetor Característico (VC), a população inicial foi ge-

rada aleatoriamente, como um vetor binário representando os estados das chaves, conforme a Figura 2. Vale destacar, que para este conjunto inicial, não é possível garantir que a rede é radial e conexa.

No segundo caso, denominado de Vetor inteligente (INT), a população inicial é gerada a partir de um vetor binário de forma aleatória, porém o número de NAs é igual ao número de malhas da rede. Com esse artifício, são geradas configurações não malhadas com maior probabilidade, apesar de não ser possível garantir que todas as cargas estão conectadas.

Por fim, o último caso estudado é a *Network Random Keys* (NRK), em que a população é representada por um conjunto de indivíduos codificados por um vetor aleatório de inteiros, no intervalo de 1 a 100. Cada elemento do vetor representa o peso do ramo para geração da configuração. Esta codificação ao usar o algoritmo de Prim (Chin et al., 1978) garante que apenas vetores de estados que representam redes radiais e conexas sejam geradas. O algoritmo implementado é mostrado abaixo:

1. Recebe o vetor de pesos
2. Arestas ← SEs
3. Enquanto (Existir barra desconectada)
4. Ramos ← Ramos conectados a Arestas
5. Seleciona Máximo (Ramos)
6. Atualiza Arestas
7. Retorna E_c

3.2 Função Aptidão

A função aptidão (FA) tem como finalidade de avaliar os indivíduos. Como ferramenta para o cálculo das perdas, foi utilizado o Método da Soma de Potências (MSP), conforme a rotina abaixo:

1. Recebe o vetor de estados E_c
2. Monta a rede
3. Enquanto (Erro > Erro mínimo)
4. Atualiza fluxo
5. Calcula tensão e perda nos ramos
6. Avalia níveis de tensão, de potência e de corrente

A carga utilizada foi considerada como modelo de potência constante, e os níveis de tensão nas barras, de potência fornecida pela subestação e de corrente nos ramos, não foram levados em consideração neste momento. Porém as restrições de radialidade e conexão da configuração candidata foram consideradas.

Para o problema proposto buscou-se modelar uma função que avalia a configuração, de acordo com três variáveis: as perdas (P), os número de malhas (N_m) e os número de barras desconectadas (N_{off}). Conforme Equação 6 :

$$FA(E_c) = (P + 1)(k_1 \cdot N_m + 1)(k_2 \cdot N_{off} + 1) \quad (6)$$

Em que, $k_1, k_2 > 1$ e E_c é o vetor de estados da solução candidata.

Logo, um ajuste adequado de k_1 e k_2 na Equação 6 garante que soluções radiais e conexas irão ter valores menores em relação a outras configurações que não atendem estas restrições.

3.3 Codificação

3.3.1 Vetor Característico

O modo básico de codificar uma solução, é modelar o vetor de estados como uma representação binária, onde a posição do vetor indica a chave e o valor (0 ou 1) o seu estado. Entretanto, não é possível garantir que as restrições da rede são atendidas.

Para este caso, o espaço de busca é definido pela Equação 6, onde N é o número de ramos da rede.

$$C_{VC} = 2^N \quad (6)$$

3.3.2 Vetor Inteligente

De fato, soluções que não atendem as restrições da rede não são interessantes para otimização, logo é necessário mecanismos para melhoria desta solução.

A estratégia utilizada consiste em definir o número de chaves NA igual ao número de malhas do sistema, de modo a garantir uma rede radial. Logo, em relação à codificação anterior, o conjunto de soluções possíveis será reduzido para:

$$C_{Int} = \frac{N!}{(NA)!(NF)!} \quad (7)$$

Onde, N , NA e NF são o número de chaves da rede, chaves normalmente abertas e chaves normalmente fechadas, respectivamente.

3.3.3 Network Random Keys

Em busca de reduzir o conjunto de soluções possíveis, a codificação *Network Random Keys* tem vantagem, pois, ela tem garantia que as soluções atendem as principais restrições da rede (radialidade e conexa).

O código gera um vetor de pesos com N posições, onde esses pesos representam a chance de cada chave está na posição fechada (NF).

Sua decodificação é baseada no algoritmo de geração de árvores mínimas de Prim (Chin et al., 1978), fazendo com que a rede cresça até que ela se torne conexa. Deste modo, sua decodificação resulta no vetor de estados, dado que é parâmetro de entrada da Equação 5.

3.4 Operadores Genéticos

No final de cada geração, é criada uma nova população, onde os indivíduos são gerados a partir dos indivíduos anteriores, basicamente por meio de duas operações: o cruzamento e a mutação.

Os indivíduos são selecionados por disputas dois a dois, em que os vencedores podem ser submetidos ao cruzamento e mutação.

Este trabalho é baseado nos operadores clássicos presente em toda literatura, exceto para o INT que possui limitações com o número de NAs.

Quando o cruzamento ocorre, é realizada uma troca de informação dos vetores de estados, essa posição é escolhida de forma aleatória.

Já para a mutação, cada bit tem a mesma chance de alterar o seu valor. Caso especial para o INT, que ao ocorrer a mutação em algum bit, necessariamente outra posição do vetor receber o valor antigo desta posição.

4 Resultados e Simulações

Os algoritmos desenvolvidos para a solução do modelo proposto de reconfiguração foi testado em um sistema amplamente utilizado na literatura com uma tensão base de 12,66 kV, 37 ramos, 1 SE e 32 barras de carga conforme apresentado na Figura 3 (Baran & Wu, 1989).

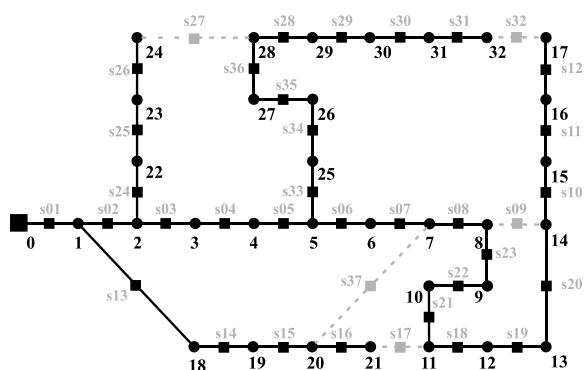


Figura 3 - Sistema de 33 barras

Para a configuração apresentada na Figura 3, as perdas ativas totais na rede são 0,202 MW e a sua tensão mínima foi de 0,913 p.u. na barra 17.

4.1 Calibração dos métodos propostos

Para a calibração dos algoritmos, foram realizadas 60 execuções de cada ajuste. Para cada execução os parâmetros utilizados foram: 50 gerações e tamanho da população de 50 indivíduos.

A taxa de cruzamento foi variada de 50% até 100% e taxa de mutação variada de 0% a 10%. Deste modo, buscou-se a melhor combinação da taxa de cruzamento com a taxa de mutação para a rede testada.

A análise do desempenho de cada ajuste do AG foi feita por meio da FA_M obtida a partir das 60 execuções realizadas:

$$FA_M = \frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} FA_i \quad (8)$$

$$FA = (P + 1)(10 \cdot N_M + 1)(10 \cdot N_{off} + 1) \quad (9)$$

em que:

FA é a função aptidão de cada execução para um dado conjunto de ajustes, com $k_1 = k_2 = 10^\dagger$;

P é o somatório das perdas ativas da configuração E_C ;

[†] De forma empírica foi definido que o valor selecionado para os pesos deve ser da mesma ordem da carga do sistema.

N_M é o número de malhas da configuração E_C ;

N_{off} o número de barras desconectadas.

O primeiro algoritmo testado foi o VC. Com a variação dos ajustes de taxa de cruzamento e mutação, os resultados obtidos foram organizados em um plano de FA_M conforme mostrado na Figura 4.

Observando a taxa de mutação, percebe-se que quando é igual 0% sua FA_M é alta. Esse resultado indica que sem a geração de material genético novo promovida pela mutação, o AG foi incapaz de obter as melhores soluções.

Para taxas de mutação entre 1% e 4%, a FA_M apresenta seus melhores valores. Acima de 5%, ela volta a aumentar, confirmando os valores recomendados em várias referências clássicas de AG (Xin-she Yang *et al.*, 2010). Os resultados se mantêm próximos para diferentes valores de cruzamento, demonstrando menor sensibilidade dos ajustes em relação a taxa de cruzamento. A melhor FA_M foi de 1.1648, para taxa de cruzamento de 80% e taxa de mutação de 2%.

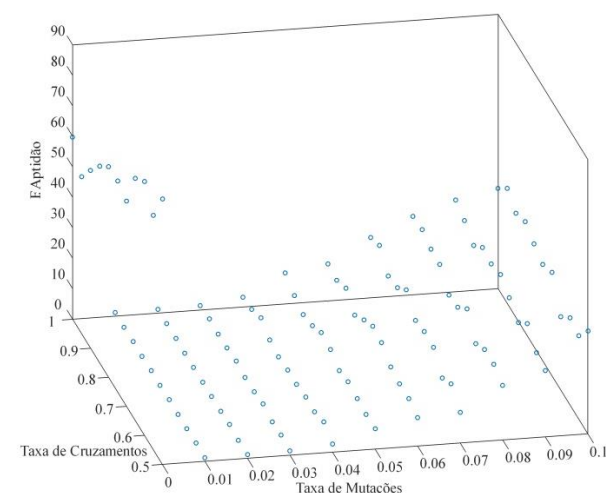


Figura 4 - Variações do VC

O segundo algoritmo estudado foi o INT. Esse teste tem seu resultado mostrado na Figura 5. Todos os valores de FA_M ficaram dentro do intervalo de [1.1447, 1.1475], ou seja, os resultados encontrados foram próximos. A melhor FA_M foi de 1.1447, tendo ocorrido para taxa de cruzamento de 50% e taxa de mutação de 7%. Logo, é possível afirmar que esta codificação é pouco sensível às variações de taxa de mutação e taxa de cruzamento para uma população de 50 indivíduos e 50 gerações como critério de parada.

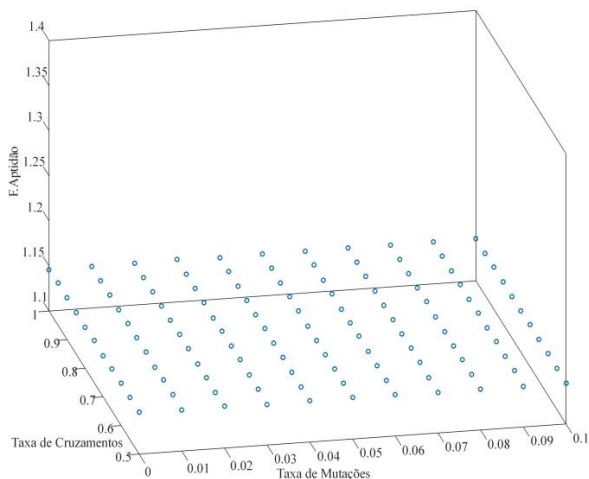


Figura 5 - Variações do INT

O último algoritmo testado, o NRK, tem seus resultados apresentados na Figura 6. Observando a taxa de mutação, percebe-se que valores próximos a 0% possuem valores maiores de FA_M , e à medida que essa taxa é aumentada, tais valores tendem a diminuir. Vale salientar que os valores obtidos ficaram próximos, sendo a diferença do maior para o menor de apenas 0.5%. A melhor FA_M foi igual a 1.1394, tendo sido obtida para diversos ajustes. Nesse caso, entre as melhores FA_M foi escolhida ao acaso uma taxa de cruzamento de 95% e taxa de mutação de 6%.

Para as três codificações estudadas, o melhor ajuste obtido foi utilizado como parâmetro para a otimização da rede estudada. A seção 4.2 trata desses testes.

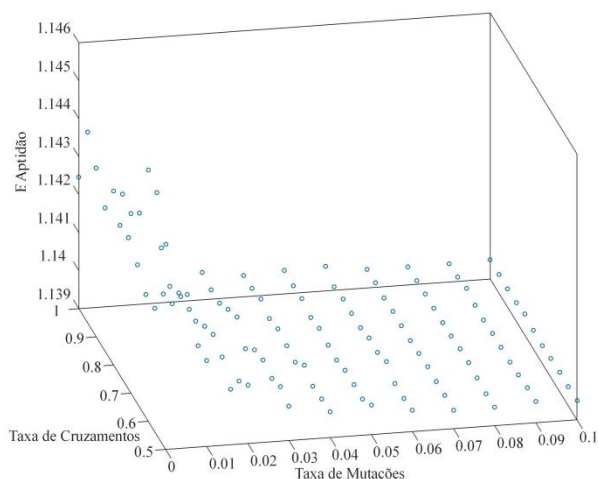


Figura 6 - Variações NRK

4.2 Simulações

Para avaliar o desempenho de cada algoritmo proposto foram feitas 100 execuções. Os parâmetros da simulação foram otimizados na etapa de calibração, sendo apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Parâmetros adotados

Codificação	Gerações	População	Cruz.	Mut.
VC	50	50	80%	2%
INT	50	50	50%	7%
RK	50	50	95%	6%

Com os valores de aptidão obtidos na simulação e o tempo de execução em segundos, de cada codificação, foi gerada a Tabela 2.

Tabela 2. Resultados

		VC	INT	NRK
FA	Melhor	1,1421	1,1394	1,1394
	Pior	1,8608	1,1549	1,1431
	Média	1,1763	1,1452	1,1395
Tempo (seg)	Melhor	3,67	6,38	40,86
	Pior	5,03	8,69	53,27
	Media	4,39	7,33	42,75

Para a topologia mostrada na Figura 3 e que serviu como referência para o estudo, a FA é de 1.2026. Logo, tomando como base a Tabela 2, em todos os algoritmos propostos houve redução significativa da função de aptidão e conseqüentemente, uma configuração com menores perdas foi obtida.

As melhores configurações encontradas nas simulações são discutidas na seção 4.3.

4.3 Avaliação dos Resultados

O problema de otimização se resume a minimizar a função de aptidão (Equação 6) que engloba as perdas ativas e as restrições de conexão e radialidade. Além dessas restrições, existem outras de origem elétrica, tais como corrente máxima nos condutores, limite de tensões nas barras e capacidade de transformação das SEs.

Analisando as melhores configurações obtidas pelos diferentes algoritmos descritos na Tabela 2, e comparando com a referência (Figura 3), os resultados são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3. Resultados

	Chaves NA	Perdas (MW) (%)	Tensão Min. (p.u)	Barra
Referência	s09, s17, s27, s32 e s37	0,2027	0,913	17
VC	s7, s20, s27, s30 e s35	0,1421 (42%)	0,933	32
INT	s07, s20, s23, s27 e s31	0,1394 (45%)	0,937	31
NRK	s07, s20, s23, s27 e s31	0,1394 (45%)	0,937	31

Para todos os algoritmos houve uma redução significativa no valor de perdas ativas totais da rede, e

consequentemente um aumento nos níveis de tensões na maioria das barras.

No melhor caso encontrado nesse estudo foi a configuração mostrada na Figura 7. Para esta configuração houve uma redução de 45% das perdas em relação à configuração que foi adotada como referência desse estudo (Figura 3). Com relação ao perfil de tensão das barras a configuração encontrada elevou os níveis de tensões em aproximadamente 90% das barras da rede, como apresentado na Figura 8.

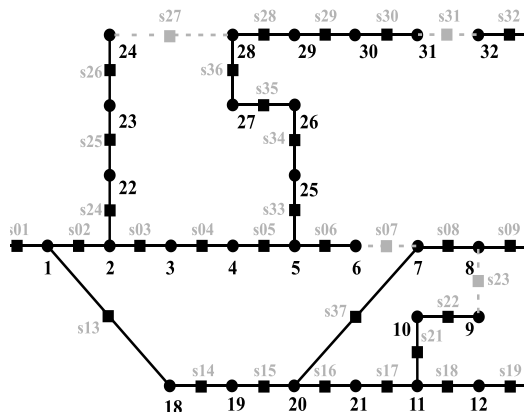


Figura 7 - Melhor configuração 33 barras.

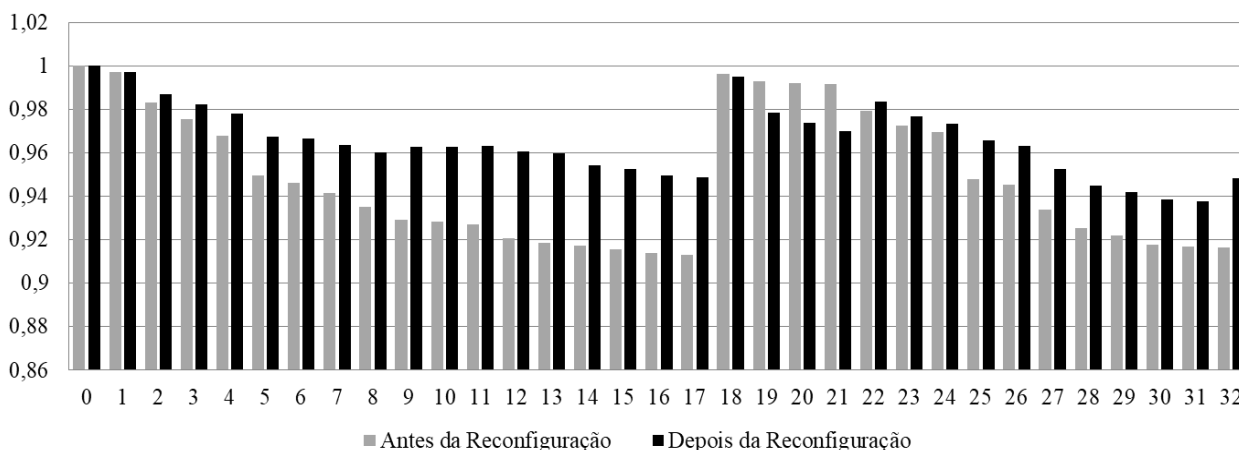


Figura 8 - Efeito da reconfiguração nos níveis de tensão do sistema 33 Barras.

5 Conclusão

Neste artigo foi apresentada uma metodologia de reconfiguração de redes de distribuição com finalidade de reduzir as perdas de potência ativa e melhorar o perfil de tensão do sistema. O método proposto parte da utilização de um algoritmo genético clássico, onde foi realizado um comparativo entre três tipos de codificação, observando a questão de desempenho de cada uma delas.

Dentre os tipos de codificação, o NRK encontrou a menor perda em 92% das execuções, enquanto o INT encontrou a menor perda em aproximadamente 10% das configurações. Logo, o método RNK embora possuía um tempo de execução maior, os resultados obtidos são melhores em comparação as três codificações estudadas. Já o VC não encontrou a melhor solução, porém mostrou-se se o algoritmo mais rápido e com resultados factíveis.

Nesse contexto, os resultados das simulações do sistema de 33 barras confirmaram a eficiência do método.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Grupo de Pesquisa em Inteligência Computacional Aplicada a Engenharia Elétrica (GICA-EE) vinculado ao Departamento de Engenharia Elétrica e ao Centro de Energias Alternativas e Renováveis da Universidade Federal da Paraíba por todo incentivo a pesquisa.

Referências Bibliográficas

- Baran, M. E. , Wu, F. F., “Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing”. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, pp. 1401-1407, 1989.
- Borozan, V., Rajčević, D., Ackovski, R. “Minimum Loss Reconfiguration of Unbalanced Distribution Networks”. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, no. 1, pp. 435-441, 1997.
- Chin, F., Houck, D. Algorithms for updating minimal spanning trees. Journal of Computer and System Sciences 16 (1978), 333–344.

- Civanlar, S., Grainger, J. J., Yin, H. E Lee, S. S. H. "Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction". IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 3, No. 3, pp. 1217-1223, 1988.
- Das, D., "A Fuzzy Multiobjective Approach for Network Reconfiguration of Distribution Systems". IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 1, January, pp. 202-209, 2006.
- Vargas, O. Fajardo A., "Reconfiguration of MV distribution networks with multicost and multipoint alternative supply Part I: Economic dispatch through radialization" IEEE Trans. Power Syst. vol. 23 no. 3 pp. 1393-1400 Aug. 2008
- Kashem, M. A., Ganapathy, V., Jasmon, G. B., "Network reconfiguration for load balancing in distribution networks". Proc.-Gener. Transm. Distrib., Vol. 146, No. 6, November 1999.
- Merlin, A., Back, H., "Search for a Minimum -Loss Operating Spanning Tree Configuration for an Urban Power Distribution System", 5th Power System Computation Conference, Cambridge, England, 1975.
- Shirmohammadi, D., Hong, H. W., Semlyen, A. E Luo, G. X., "Reconfiguration of Electric Distribution Networks for Resistive Line Losses Reduction". IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, pp. 1492-1498, 1989.
- Yang, X. S., 2010. Engineering Optimisation: An Introduction with Metaheuristic Applications, John Wiley and Sons.