

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/324212247>

# Load Balancing in a Low-Voltage Distribution Network by Genetic Algorithm

Conference Paper · May 2018

DOI: 10.1109/SBSE.2018.8395545

---

CITATIONS

2

---

READS

178

3 authors:



**José David Anzanello Júnior**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

6 PUBLICATIONS 16 CITATIONS

SEE PROFILE



**Eduardo Braga**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

3 PUBLICATIONS 2 CITATIONS

SEE PROFILE



**Sérgio Haffner**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

95 PUBLICATIONS 1,716 CITATIONS

SEE PROFILE

# Load Balancing in a Low-Voltage Distribution Network by Genetic Algorithm

José David Anzanello Júnior, Eduardo Costa Braga, Sérgio Haffner  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE)  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)  
Porto Alegre, Brazil  
anzanello.junior@ufrgs.br, eduardo.braga@ufrgs.br, haffner@ieee.org

**Abstract**—This article proposes the load balancing of a distribution system, in order to determine the optimal way to connect different single phase, biphasic and three phase consumers. It is proposed the use of a heuristic method to seek the combination with the lowest active annual energy loss. For this purpose, it was performed the encoding and application of operators and parameters using the genetic algorithm. Numerous simulations were elaborated in order to minimize the active losses of the lines, as well as to adjust the sensitivity of each parameter of the algorithm.

**Index Terms**—Genetic Algorithm, Load Balancing, Distribution System, Losses Minimization, MATLAB.

## I. INTRODUÇÃO

Devido ao crescente aumento da demanda de energia elétrica e à consumidores com cargas sensíveis, as redes de distribuição apresentam uma maior complexidade em sua configuração. Por consequência, aspectos como uma topologia inadequada da rede, cargas e circuitos desequilibrados, acabam por ocasionar maiores perdas [1].

Os custos decorrentes das perdas técnicas nos sistemas de distribuição são divididos entre a distribuidora e os consumidores, o que propicia um incentivo econômico às distribuidoras para que busquem reduzir as perdas em seus sistemas elétricos e, assim, aumentar o seu lucro [2]. Uma das formas de reduzir as perdas técnicas é o balanceamento das cargas ao longo de todo o circuito. Mesmo para um circuito de pequenas proporções, o número de combinações de conexão de cada consumidor é bastante elevado, tornando o processo de enumeração quase sempre inviável. Desta forma, o emprego de métodos heurísticos é adequado para este tipo de problema de otimização [3], [4]. De um modo geral, o emprego de métodos heurísticos tem obtido bons resultados na busca de soluções para problemas combinatoriais de grande escala, devido à capacidade de procura de uma solução considerada ótima global ou quase global e à sua robustez [5]–[8].

No presente artigo, é apresentado um modelo de otimização para o balanceamento da carga visando a redução das perdas na rede de distribuição e no transformador. É descrita em detalhes a forma de representação das variáveis do problema que permitem explorar toda a potencialidade do algoritmo genético (AG) utilizado. Pela representação utilizada, são representadas apenas formas

de conexão atrativas, nas quais cada nó individualmente não apresenta desequilíbrio elevado. Além disto, a representação facilita a obtenção de soluções iniciais que são geradas de modo aleatório e sempre permitem obter bons resultados. No modelo proposto, a carga é representada por fase em patamares de consumo definidos em um sistema de distribuição de baixa tensão.

## II. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Para facilitar a compreensão da representação do problema de otimização que é apresentada neste trabalho, será utilizado o sistema de distribuição mostrado na Figura 1. A rede de baixa tensão é trifásica e possui nove nós e oito circuitos, operando em 220 V.

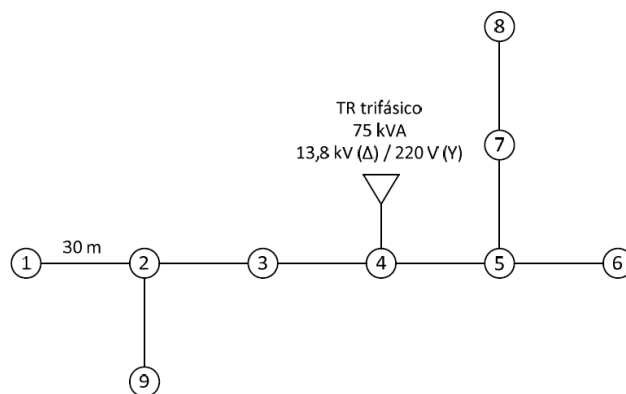


Fig. 1. Diagrama do sistema de distribuição em baixa tensão.

O transformador que alimenta a rede tem potência de 75 kVA e todo o circuito a montante foi representado pelo seu circuito equivalente de Thévenin (impedância equivalente de  $0,01 + j0,02 \Omega$ ). Cada circuito de distribuição corresponde a 30 metros de rede aérea em estrutura convencional, com impedância de sequência positiva igual a  $0,0210 + j0,0115 \Omega$ . Adicionalmente, foi considerado que todas as cargas são conectadas entre fase e neutro e que na carga, a tensão de deslocamento no neutro é mínima, sendo assim assumido que o neutro da fonte está diretamente conectado ao neutro da carga.

Para exemplificar a caracterização da carga, foram considerados cinco tipos de consumidores: dois monofásicos,

dois bifásicos e um trifásico. O número de consumidores de cada tipo que está conectado em cada nó é mostrado na Tabela I.

TABELA I  
NÚMERO DE CONSUMIDORES DE CADA TIPO CONECTADOS AOS NÓS.

Nós	Número de consumidores conectados				
	Monofásico		Bifásico		Trifásico
	M1	M2	B1	B2	(T)
1,6,8 e 9	1	1	1	1	1
2 e 3	2	1	1	1	
4,5 e 7	1	2	1	1	
Total	11	12	9	9	4

A Tabela II mostra as demandas de potência associadas a cada tipo de consumidor, considerando três patamares de consumo (referentes a carga pesada, média e leve). Por simplicidade, assume-se que tais patamares ocorrem de modo simultâneo em todos os consumidores. O fator de potência considerado para todos consumidores é igual a 0,85 em atraso (indutivo). Também na Tabela II é mostrada a duração anual em horas de cada patamar de consumo.

TABELA II  
DEMANDA DAS CLASSES DE CONSUMIDORES.

Tipo de consumidor	Demanda de potência			
	Nominal[VA]	Pesada [%]	Média [%]	Leve [%]
M1	1000	100	40	10
M2	1300	100	30	10
B1	1800	100	40	10
B2	2500	100	30	10
T	3600	100	30	10
Duração [h/ano]		1095	4745	2920

A função objetiva adotada é a minimização das perdas anuais de energia, que é dada por:

$$\min E_{perdas} = \min \sum_c T^c \left( \sum_{km} P_{km}^c + \sum_{tr} P_{tr}^c \right) \quad (1)$$

onde  $c$  é o nível de carregamento cuja duração em horas por ano,  $T^c$  é dada na Tabela II;  $P_{km}^c$  é a perda de potência ativa no circuito  $km$ , durante o carregamento  $c$  e  $P_{tr}^c$  é a perda de potência ativa no transformador  $tr$  durante o carregamento  $c$ .

Com isso, o objetivo é buscar a melhor forma de conectar os consumidores da Tabela I nos respectivos nós da rede de distribuição da Figura 1, a fim de minimizar as perdas de potência ativa do circuito. Na qual o arranjo de conexão dos consumidores são as variáveis independentes do problema e a energia das perdas a variável dependente.

### III. MODELAGEM DO PROBLEMA ATRAVÉS DO ALGORITMO GENÉTICO

O balanceamento de cargas em redes de distribuição é um problema de natureza combinatória e não-linear. Para sistemas de pequena dimensão é viável testar exaustivamente todas as soluções possíveis, no entanto, com o

aumento do número de nós e/ou consumidores, é fundamental o emprego de algoritmos de busca eficientes.

#### A. Representação e Codificação

O processo de representação e codificação são fundamentais para o sucesso de qualquer problema que venha a ser resolvido por intermédio de AGs. Gerar de forma aleatória configurações, apesar de propiciar o aspecto da diversidade da população, origina configurações ineficazes, que pode impor um esforço computacional excessivo e mesmo assim gerar propostas de investimento pouco atraentes [9].

Visando obter uma representação que priorize soluções de boa qualidade e permita reproduzir apenas soluções factíveis, foi desenvolvida a definição de padrões de conexão e padrões de fase. Para o problema utilizado como exemplo, considera-se que em cada fase são conectados no mínimo um e no máximo três consumidores. Os consumidores trifásicos não fazem parte do problema de balanceamento, pois são considerados equilibrados.

Como critério de distribuição dos tipos de consumidores nas fases para a enumeração dos padrões, definiu-se o valor de corte em aproximadamente um terço da potência total por nó, em carga pesada, conforme as Tabelas I e II. Dessa forma, obteve-se diferentes padrões de conexão (PC) e padrões de fase (PF) por conjunto de nós, conforme a Figura 2.

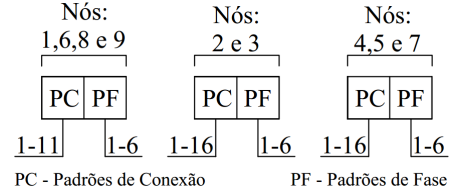


Fig. 2. Padrões de conexão e padrões de fase para os diferentes nós.

Os padrões de conexão são enumerados de acordo com os tipos de consumidores conectados em cada nó, em três grupos distintos conforme a Tabela I. Para o exemplo proposto existem três matrizes de padrões de conexão, uma para os nós 1,6,8 e 9, outra para os nós 2, 3 e outra para os nós 4, 5 e 7. A matriz dos padrões de conexão dos nós 1,6,8,9 ( $M_{PC}^{1,6,8 e 9}$ ) possui 11 linhas e 12 colunas, conforme a seguinte equação:

$$M_{PC}^{1,6,8 e 9} = \begin{bmatrix} M1_1^1 & M2_1^1 & \dots & B1_1^3 & B2_1^3 \\ M1_2^1 & M2_2^1 & \dots & B1_2^3 & B2_2^3 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ M1_{11}^1 & M2_{11}^1 & \dots & B1_{11}^3 & B2_{11}^3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

onde  $M1_1^1$  representa o número de consumidores tipo  $M1$  que são conectados à fase 1 para o padrão de conexão 1,  $M2_1^1$  representa o número de consumidores tipo  $M2$  que são conectados à fase 1 para o padrão de conexão 1 e assim sucessivamente, para os demais padrões de conexão (linhas 1 a 11), tipos de consumidores ( $M1$ ,  $M2$ ,  $B1$  e  $B2$ ) e fases (1, 2 e 3). As matrizes dos padrões de conexão dos nós 2 e

3 ( $M_{PC}^2 e^3$ ) e dos nós 4,5 e 7 ( $M_{PC}^{4,5 e 7}$ ) possuem 16 linhas, com as mesmas colunas da matriz (2).

A Figura 3 representa a informação contida nas colunas das matrizes que descrevem os padrões de conexão dos nós 1 a 9. As quatro primeiras colunas se referem a fase 1; as quatro seguintes à fase 2, e as quatro últimas à fase 3.

Padrões de Conexões: Nó 1 a 9											
Fase 1				Fase 2				Fase 3			
M1	M2	B1	B2	M1	M2	B1	B2	M1	M2	B1	B2

Fig. 3. Quadro geral de codificação dos padrões.

O quadro genérico apresentado na Figura 3 demonstra de forma detalhada a representação dos tipos de consumidores nos nós, os quais são representados por um número inteiro (0, 1 ou 2), respeitando os dados da Tabela I.

Os padrões de fase totalizam as seis possibilidades mostradas na Tabela III. Conforme essa tabela, no PF 1, a fase 1 da carga da Figura 3 está ligado a fase A da rede; a fase 2 à fase B e a fase 3 à fase C. Os demais padrões apresentam outras combinações de fases.

TABELA III  
PADRÕES DE FASE PARA TODOS OS PADRÕES DE CONEXÃO.

PF	Fase 1	Fase 2	Fase 3
1	A	B	C
2	A	C	B
3	B	A	C
4	B	C	A
5	C	A	B
6	C	B	A

Na codificação dos indivíduos, cada um dos nove nós é representado por dois genes, os quais reproduzem um padrão de conexão e um padrão de fase conforme a Figura 2. Com isso, a codificação de cada indivíduo contém 18 genes. A Figura 4 exemplifica a representação de um indivíduo da população inicial, gerado de forma aleatória. Para este indivíduo a carga conectada no nó 1 segue o padrão de conexão 8 e o padrão de fase 2.

Nó 1	Nó 2	Nó 3	Nó 4	Nó 5	Nó 6	Nó 7	Nó 8	Nó 9
PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF
8 2	16 5	10 3	14 1	11 4	9 6	2 5	8 3	2 6

Fig. 4. Representação de um indivíduo da população inicial.

### B. Obtenção da População Inicial

A inicialização do AG consiste na geração da população inicial. Para tal fim é definida a dimensão da população e de forma aleatória o sorteio dos padrões de conexão e de fase dos indivíduos gerados. O primeiro passo consiste em sortear um padrão de conexão para cada um dos nós do indivíduo. Na sequência, é sorteado um padrão de fase que ordena as fases do padrão de conexão em uma das seis formas distintas. Tanto os padrões de conexão quanto os de fase são gerados de modo uniformemente distribuídos.

### C. Seleção dos indivíduos

Com a população inicial gerada aleatoriamente, as novas gerações populacionais seguem um método de reposição de acordo com a aplicação de operadores genéticos - seleção, recombinação e mutação. A seleção é realizada por meio de torneio entre três indivíduos da população atual.

Considerando que o número de indivíduos é constante ao longo das gerações, é definido que a nova população será composta por 40% de indivíduos obtidos por recombinação, 35% de indivíduos obtidos por mutação, 24% de indivíduos sobreviventes e 1% de indivíduos na elite.

### D. Operadores de Recombinação

Após a seleção dos pais aplica-se primeiramente o operador genético de recombinação, com um ou dois pontos de corte, de forma a possibilitar a troca de genes entre dois indivíduos. Os pontos de corte são gerados de maneira aleatória. A Figura 5 exemplifica a aplicação do operador de recombinação no algoritmo genético, no qual os pontos de corte gerados aleatoriamente estão localizados após o segundo e o sexto nós.

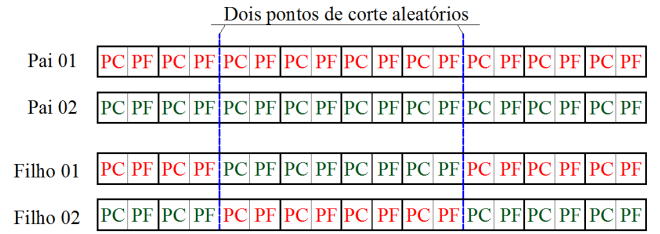


Fig. 5. Exemplo genérico da aplicação da recombinação.

### E. Operadores de Mutação

O operador genético de mutação altera o valor de um conjunto de genes por outro conjunto gerado de forma aleatória. Dessa maneira, novas informações são inseridas na população, possibilitando novas combinações e um aumento na probabilidade de se obter uma solução otimizada. A posição dos genes e seu valor são escolhidos aleatoriamente, respeitando a segmentação dos nós e abrangendo de um a dois nós. A Figura 6 demonstra um indivíduo onde os nós 3 e 9 sofreram mutação, no qual os genes referentes aos padrões de conexão e de fase adquiriram novos valores.

	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF	PC PF				
Pai	8 5	13 2	6 1	15 3	11 5	4 6	7 1	9 4	5 2	8 5	13 2	4 4	15 3	11 5	4 6	7 1	9 4	10 6
Filho	8 5	13 2	4 4	15 3	11 5	4 6	7 1	9 4	10 6									

Fig. 6. Padrão de mutação de um filho.

A variação aleatória de algumas características do indivíduo para o qual o operador de mutação é aplicado, permite que a probabilidade de atingir qualquer ponto no espaço de busca seja superior a zero.

#### IV. RESULTADOS

O modelo proposto foi implementado no software MATLAB, sendo utilizado os parâmetros mostrados na Tabela IV para resolver o problema de balanceamento de cargas da rede da Figura 1.

TABELA IV  
PARÂMETROS ADOTADOS NO ALGORITMO GENÉTICO.

Parâmetro	Valor
Número de Gerações	500
Numero da Indivíduos	200
Taxa de Recombinação	40%
Taxa de Mutação	35%
Indivíduos na Elite	2
Participantes do Torneio	3

O espaço de busca do problema tem relação direta com a codificação adotada. Como visto na Seção III-A, a adoção de padrões de conexão e padrões de fase limita as combinações a apenas soluções factíveis e atrativas. A Tabela V representa o conjunto de possibilidades de conexão para cada nó.

TABELA V  
CONJUNTO DE POSSIBILIDADES DE CONEXÃO.

Nós	PC	PF	Combinações
1,6,8 e 9	11	6	66
2 e 3	16	6	96
4,5 e 7	16	6	96

O número de possibilidades de conexão para todas as cargas do sistema é dado pela seguinte expressão :

$$N = 66^4 \times 96^2 \times 96^3 \approx 1,55 \times 10^{17} \quad (3)$$

Como referência para o valor mínimo das perdas, foi realizada a simulação do algoritmo de fluxo de potência da rede de distribuição no cenário em que todas as cargas são distribuídas uniformemente entre as fases. Para esta situação inatingível, foi obtido o valor para as perdas de 4383,1 kWh/ano. Cabe salientar que essa solução é inactível devido as diferentes demandas dos cinco tipos de consumidores adotados na modelagem do problema, como visto na Tabela I.

Em diversas simulações utilizando os parâmetros da Tabela IV, o menor valor obtido para a energia de perdas total foi de 4683,94 kWh/ano (cerca de 6,9% maior do que a solução que considera as cargas equilibradas). A Tabela VI representa os valores obtidos para essa solução, sendo mostrado na primeira coluna o número do nó e nas colunas dois a quatro, os tipos de consumidores conectados nas Fases A, B e C, respectivamente.

A Figura 7 representa o comportamento da função objetivo do problema, a qual ilustra o valor de energia das perdas anuais do sistema para 500 gerações em uma execução do AG, mantendo-se os parâmetros da Tabela IV.

TABELA VI  
CONEXÕES DA SOLUÇÃO COM A MENOR ENERGIA DE PERDAS OBTIDA.

Nó	Cargas conectadas		
	Fase A	Fase B	Fase C
1	M2, B1	B1, B2	M1, B2
2	B1, B2	2M1, B1	M2, B2
3	M1, B1, B2	B1, B2	M1, M2
4	B1, B2	2M2	M1, B1, B2
5	M1, B1, B2	B1, B2	2M2
6	B1, B2	B1, B2	M1, M2
7	M2, B1	M1, B1, B2	M2, B2
8	M2, B1	B1, B2	M1, B2
9	M2, B1	B1, B2	M1, B2

É representado em verde o valor médio da função objetivo para uma população de 200 indivíduos a cada iteração (geração) do AG e, em azul, o valor mínimo obtido.

Observa-se que o valor mínimo da função objetivo converge facilmente para valores próximos a melhor solução obtida, apresentando pequenas variações com o decorrer das gerações. Por outro lado, o valor médio apresenta variações significativas em decorrência da aplicação dos operadores de mutação e recombinação do algoritmo genético, os quais propiciam variabilidade aos indivíduos e geram tanto soluções melhores quanto piores.

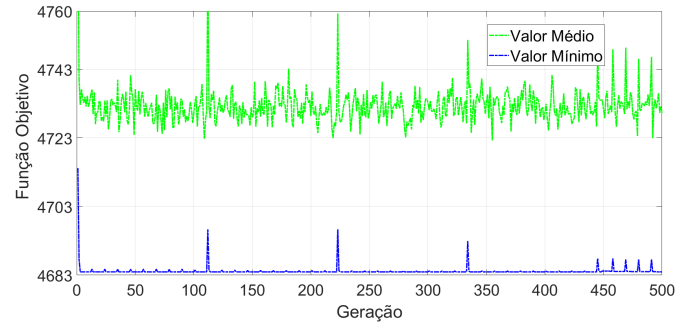


Fig. 7. Avaliação dos valores mínimos e médios da função objetivo de uma execução do algoritmo genético.

Para a definição dos parâmetros mostrados na Tabela IV, foram realizadas diversas simulações variando o número de indivíduos da população. A Figura 8 mostra o histograma das melhores soluções obtidas em 100 execuções do AG com a variação da população de 25 a 200 indivíduos.

Com o incremento do número de indivíduos, é realizada uma maior varredura no espaço de busca, o que propicia a obtenção de soluções com um menor valor de perdas. Devido a vasta dimensão do espaço de busca, a solução incumbente final é em parte dependente da população inicial, a qual é determinada de forma aleatória através dos padrões de conexão e padrões de fase. O quão mais próximos da melhor solução forem os genes do indivíduo da população inicial, mais rápida é a convergência (menor número de gerações) e maior a chance de obtenção desta solução.

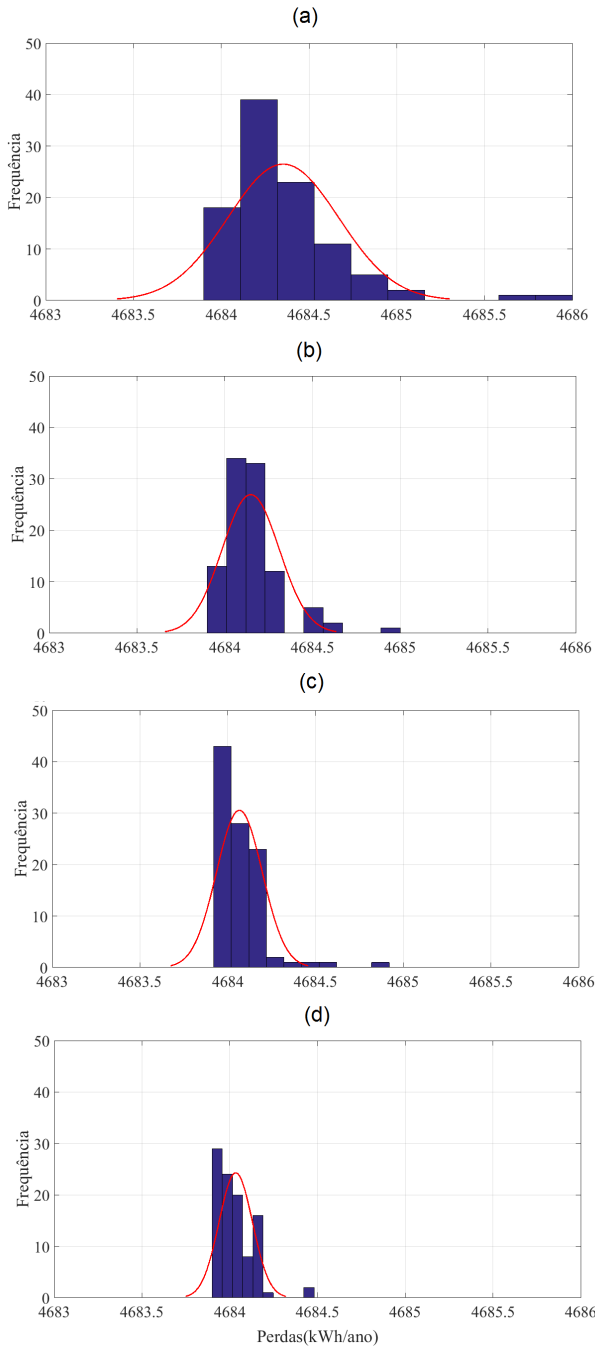


Fig. 8. Histograma e curva de distribuição normal sobreposta para amostras de população com: (a) 25 indivíduos, (b) 50 indivíduos, (c) 100 indivíduos e (d) 200 indivíduos.

A Figura 9 representa as curvas de distribuição normal para as diferentes amostras de população expostas na Figura 8, mas representadas em escala normalizada. Nota-se o efeito do incremento no número de indivíduos sobre a concentração dos resultados em torno da solução com o menor valor de energia das perdas.

Uma avaliação da variação do esforço computacional com o tamanho da população está mostrada na Ta-

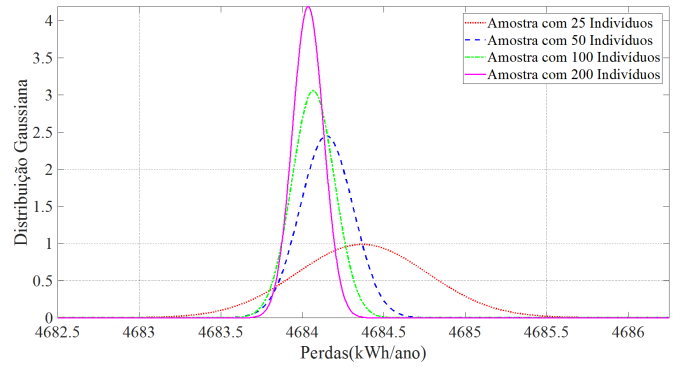


Fig. 9. Curvas de distribuição normal para as diferentes amostras de populações.

bela VII. Variando o número de indivíduos foram realizadas 10 simulações com populações iniciais diferentes sendo obtido os valores médios mostrados na segunda coluna da Tabela VII. Observa-se, como esperado, que o tempo de execução cresce linearmente com o aumento da população.

TABELA VII  
ESFORÇO COMPUTACIONAL DECORRENTE DA VARIAÇÃO DO NÚMERO DE INDIVÍDUOS.

Número de indivíduos	Tempo de Execução (s)
25	10,1
50	15,1
100	24,9
200	45,2

Para o sistema em questão, o esforço computacional não é um fator decisivo, mas para sistemas de dimensão superior, torna-se necessário observar o quão próximo o valor obtido encontra-se da melhor solução e o tempo necessário para a obtenção da mesma.

A Figura 10 demonstra a trajetória da solução incumbente de 12 execuções do AG. Os parâmetros adotados foram os mesmos expostos na Tabela IV, com exceção do número de gerações que teve o valor reduzido para 300, a fim de facilitar a visualização. Nesta figura, observa-se que aproximadamente metade das execuções atingiram o patamar da melhor solução obtida em torno da geração 200, o que exalta a rápida convergência do algoritmo proposto.

De forma semelhante, também foi realizada uma análise de sensibilidade com os demais parâmetros do AG para verificar a probabilidade de obter a solução almejada com um menor esforço computacional. No entanto, ao variar as taxas de mutação, recombinação e elitismo, a solução referência apresentou mudanças muito pequenas. Outra maneira de quantificar a eficiência do AG é a partir da análise do fator de desequilíbrio da tensão nos nós do sistema, o qual é dado pela seguinte expressão: [10]

$$FD_n = \frac{V_n^n}{V_t^n} \times 100 \text{ [%]} \quad (4)$$

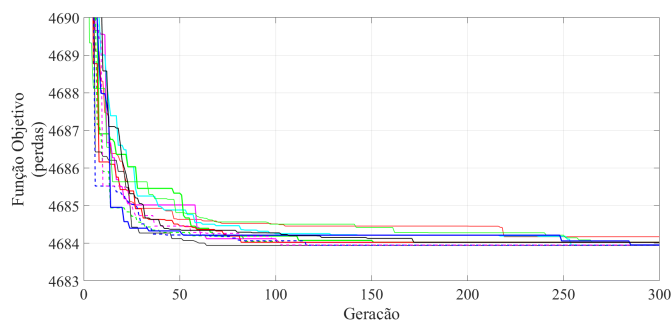


Fig. 10. Avaliação do algoritmo para 12 execuções com 300 gerações

onde  $FD_n$  é o fator de desequilíbrio da tensão no nó  $n$ ,  $V_-^n$  é a magnitude da tensão de sequência negativa em RMS do nó  $n$  e  $V_+^n$  é a magnitude da tensão de sequência positiva em RMS do nó  $n$ .

A Tabela VIII ilustra a comparação do desequilíbrio da tensão nos nós entre um indivíduo da população inicial, gerado de forma aleatória, e o indivíduo da solução com a menor energia de perdas obtida. É visível a melhoria do fator de desequilíbrio ocasionada pela melhor distribuição das cargas no sistema, sendo o  $FD_n$  reduzido a cerca de 10% do valor obtido por uma solução aleatória.

TABELA VIII  
FATOR DE DESEQUILÍBRIO DAS TENSÕES NOS NÓS.

Nó	Fator de desequilíbrio [%]	
	Indivíduo da pop. inicial	Indivíduo da melhor solução
1	0.279	0.030
2	0.245	0.026
3	0.157	0.033
4	0.121	0.029
5	0.198	0.030
6	0.192	0.037
7	0.237	0.053
8	0.223	0.053
9	0.238	0.030

## V. CONCLUSÃO

A partir dos resultados obtidos verifica-se que o método de otimização desenvolvido, com base no algoritmo genético, é uma abordagem eficiente para o estudo da minimização de perdas em sistemas de distribuição de energia elétrica através do balanceamento de cargas.

A representação do problema por intermédio de padrões de conexão e de fase foi determinante para propiciar um bom desempenho do AG, podendo ser útil para outras classes de problemas com natureza similar.

Durante as simulações, foram realizadas inúmeras simulações com o objetivo de verificar quais os parâmetros ofereciam a maior probabilidade de obter a solução almejada com o menor esforço computacional. Ao analisar a sensibilidade dos parâmetros de mutação, recombinação e elitismo, verificou-se que a solução referência sofria mudanças muito pequenas. No entanto, ao elevar o número

de indivíduos na população ou majorar a quantidade de gerações, os valores encontrados aperfeiçoaram a solução obtida, sendo estes os parâmetros com maior influência no algoritmo genético proposto.

## REFERÊNCIAS

- [1] M. V. V. Romeu *et al.*, "Network reconfiguration using a genetic approach for loss and reliability optimization in distribution systems," *IEEE: POWERENG*, 2009.
- [2] A. N. de Energia Elétrica, "Metodologia de cálculo tarifário da distribuição - perdas de energia," 2017.
- [3] B. B. Navarro *et al.*, "Radial network reconfiguration and load balancing for loss minimization using genetic algorithms," *TENCON 2012 IEEE Region 10 Conference*, 2012.
- [4] D. Choi *et al.*, "An application of genetic algorithms to the network reconfiguration in distribution for loss minimization and load balancing problem (part 2)," *IEEE Catalogue No. 95TH8130*, 1995.
- [5] Y.-Y. Hong and S.-Y. Ho, "Genetic algorithm based network reconfiguration for loss minimization in distribution systems," *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 2003.
- [6] C.-T. Su *et al.*, "Distribution network reconfiguration for loss reduction by ant colony search algorithm," *Annual IEEE India Conference - Indicon*, 2005.
- [7] J.-P. Chiou *et al.*, "Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005.
- [8] R. M. C. Marco *et al.*, "Coordinated distribution network reconfiguration and distributed generation allocation via genetic algorithm," *IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe*, 2017.
- [9] J. C. C. Amasifen, R. Romero, and J. R. Mantovani, "Algoritmos evolutivos dedicados à reconfiguração de redes radiais de distribuição sob demandas fixas e variáveis: estudo dos operadores genéticos e parâmetros de controle," *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, vol. 16, no. 3, pp. 303–317, 2005.
- [10] ANEEL, "Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional - módulo 8: Qualidade da energia elétrica," *ANEEL*, 2005.