

**Eixo Temático: Estratégia e Internacionalização de Empresas**

**APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NA OTIMIZAÇÃO DO PLANO DE RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

**APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS IN THE OPTIMIZATION OF THE PLAN FOR THE RECONFIGURATION OF ELECTRICITY DISTRIBUTION SYSTEMS**

Iochane Garcia Guimarães, Magdiel Schmitz, William Ismael Schmitz, Vinicius Jacques Garcia e Daniel Pinheiro Bernardon

**RESUMO**

Nos problemas de reconfiguração de redes de distribuição procura-se determinar o estado aberto ou fechado das chaves existentes na rede elétrica de forma a otimizar alguma função objetivo, tipicamente a perda total, a distribuição de carga nos trechos da rede ou o custo total da rede dentro de um horizonte de planejamento. Buscando a otimização da localização das chaves seccionadoras a fim de reduzir as perdas totais de um sistema base, este estudo utilizou-se da metodologia dos algoritmos genéticos, com auxílio do software OTIMIZA, para encontrar a alternativa que apresentação a melhor configuração do sistema, respeitando restrições imposta .

**Palavras-chave:** reconfiguração de sistemas, algoritmos genéticos, Otimização.

**ABSTRACT**

In the problems of reconfiguration of distribution networks it is sought to determine the open or closed state of the existing keys in the electric network in order to optimize some objective function, typically the total loss, the distribution of load in the stretches of the network or the total cost of the network Within a planning horizon. In order to reduce the total losses of a base system, this study used the genetic algorithm methodology, with the help of the OTIMIZA software, to find the alternative that presents the best configuration of the system, respecting Restrictions imposed.

**Keywords:** reconfiguration of systems, genetic algorithms, optimization.

## 1 INTRODUÇÃO

O Problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão em longo prazo é um problema já conhecido dos sistemas de energia elétrica. A sempre crescente demanda de energia no cenário de expansão tecnológica e habitacional expõe a rede elétrica a avarias e torna a análise da expansão um importante ponto de estudo e investimentos. Em se tratando do problema de planejamento da expansão, a adversidade real consiste na dinâmica de um sistema elétrico com uma topologia já existente onde buscamos encontrar um plano de expansão ótimo do sistema e assim definir a localização em que circuitos podem ou devem ser construídos a fim de que o sistema opere adequadamente quando ocorre um crescimento previsto e especificado de demanda em um horizonte de planejamento prévio e conhecido. Neste contexto, a modelagem matemática ideal deve representar o problema através de relações entre o fluxo de carga CA, considerando a geração de cargas ativas e reativas, entretanto, devido a sua complexidade, este tipo de modelagem é pouco explorada (KAGAN ET AL., 2009).

Neste artigo analisaremos uma configuração inicial de rede para o sistema de transmissão (circuitos candidatos, dados de geração e demanda, limites de operação, custos e restrições de investimento em um horizonte de planejamento), objetivando encontrar o plano ótimo da expansão do sistema de transmissão definindo a localização dos equipamentos assim como os tipos que equipamentos devem ser utilizados ao longo de um período e o melhor período para que este entre em operação, satisfazendo o mercado de energia elétrica, seguindo especificações de qualidade no serviço e respeitando o orçamento determinado pela concessionária, mantendo o custo a um nível mínimo para a realização desta atualização (KAGAN et al., 2009).

A principal motivação na aplicação de Algoritmo Genéticos vem de sua potencialidade como uma técnica de otimização de características particulares, combinado intrinsecamente procedimentos de busca direcionada e aleatória, de modo a ser obtido a ponto ótimo de dada função, mesmo quando esta apresenta características não lineares, múltiplos picos e descontinuidade (VANDERLINDE, 2013).

Quando se trata do planejamento da expansão de sistemas de transmissão, a utilização de algoritmos genéticos na otimização quando subestações e alimentadores são codificados diretamente, e operadores de cruzamento e mutação modificados são usados. Para produzir uma descendência, o operador de recombinação inicialmente seleciona as secções de alimentação que são comuns entre os pais e, em seguida, a fim de gerar um gráfico conjuntivo radial, ele seleciona aleatoriamente a partir de diferentes alimentadores de um dos pais (MAHDI, et al., 2016).

Com o objetivo de resolver o problema de reconfiguração de uma rede de Distribuição por meio da aplicação de algoritmos genéticos, buscando reduzir a perda total do sistema, este trabalho propõe uma metodologia utilizando algoritmos genéticos na resolução de um estudo de caso.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

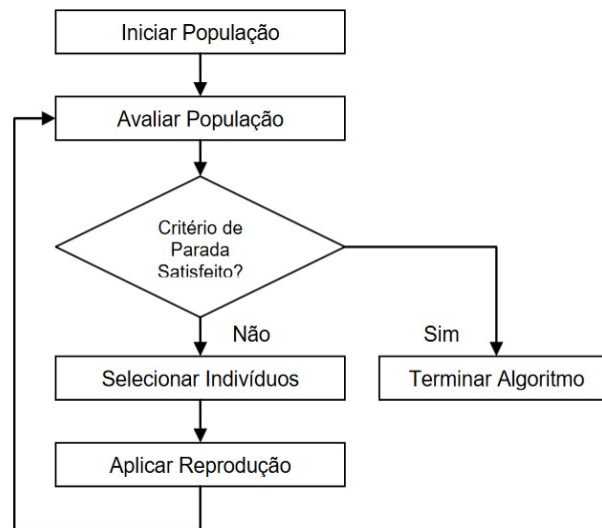
Proposta na década de 70 pelo cientista americano John Henry Holland que, inspirado pela teoria da evolução de Charles Darwin, desenvolveu um algoritmo para realizar buscas e otimizar modelos matemáticos lineares e não lineares utilizando técnicas que se assemelhavam aos conceitos de hereditariedade, mutação, seleção natural e crossing over (LUCAS, 2002).

Na natureza, os indivíduos mais capazes de sobreviver no ambiente e se reproduzir através de um mecanismo de seleção natural. O algoritmo começa por gerar e avaliar uma

população aleatória de indivíduos, representados na teoria evolutiva pelos cromossomos. O indivíduo é avaliado por uma função de aptidão que reflete a qualidade da solução representada pelo indivíduo. Uma nova geração de indivíduos é obtida pela seleção e reprodução dos indivíduos da população atual. O processo é repetido até que um critério de paragem seja atingido. Como a população evolui, as melhores soluções são encontradas. Para que isso ocorra, a seleção e reprodução são implementadas para que os indivíduos mais capazes tenham mais chance de seleção e reprodução. A reprodução acontece por cruzamentos e mutações (SANTOS, et al., 2015).

Facilmente adaptável e robusto, os algoritmos genéticos é um algoritmo evolutivo baseado na população de algumas soluções. Durante sucessivas iterações, a população é evoluída através da aplicação de operadores genéticos (cruzamento, mutação e seleção). A Fig. 1 ilustra o funcionamento de um algoritmo genético básico, apresentando suas etapas de funcionamento.

Figura 1 – Fluxograma básico de um algoritmo genético



Fonte: Duc & Karaboga ( 2012)

No desenvolvimento da metodologia, Holland (1975) definiu uma terminologia para cada elemento do algoritmo, apresentada na Quadro 1, a qual é comumente usada para a definição das etapas do funcionamento deste.

Quadro1 - Terminologia utilizada

Terminologia	Significado
Gene	Representa uma parte de uma solução. Um gene representa uma das variáveis de entrada do problema a ser otimizado.
Cromossomo ou Indivíduo	É um conjunto de genes que compõem uma possível solução do problema.
População	Conjunto de indivíduos que competem pelos recursos de um ambiente
Geração	É definida como uma população em certo tempo t.
Nota de aptidão	É um valor atribuído a um indivíduo, com o objetivo de mensurar o nível de adaptação do indivíduo ao ambiente, podendo assim serem comparados uns com os outros.

Fonte: Adaptado Holland, 1975.

## 2.1 OPERADORES GENÉTICOS

O algoritmo genéticos é um algoritmo evolutivo que, através de operadores genéticos, otimiza funções bastante complexas, transformando-a a partir de sucessivas gerações, diversificando-as até alcançar o objetivo idealizado. Para isso são utilizados os seguintes operadores conforme (Lucas, 2002):

### a) Simulação

Componente essencial aos algoritmos genéticos, o operador de seleção é o que seleciona os pais, ou seja, qual elemento da população se reproduz a fim de criar uma nova população, podendo assim oferecer aos melhores indivíduos a chance de prosperar suas características às próximas gerações. Baseando-se no índice de adaptação de cada indivíduo em relação ao ambiente de análise, o operador seleciona os melhores indivíduos dentre a população para reproduzir a próxima amostra. Sabe-se que a cada iteração calcula-se um erro, a diferença entre os valores base e os valores previstos pelo algoritmo, indicando a qualidade da resposta encontrada. Os métodos mais utilizados na seleção são o Truncamento, Normalização linear e exponencial, e o método da roleta.

### b) Elitismo

Para evitar a substituição total de indivíduos, incluindo os de alta aptidão que se perdem no processo de seleção quando toda a população é substituída por uma nova geração, aplica-se o elitismo, contornando o comum problema. Ao colocar indivíduos de alta aptidão na próxima geração de forma automática, este operador garante a participação destes indivíduos para que os demais operadores genéticos os excluam, ou não, posteriormente (Souza, 2008). É o elitismo que garante os melhores índices de aptidão das gerações a cada iteração, para que estes passem pelos processos de cruzamento e mutação, assim como recombinação genética.

### c) Cruzamento

A fim de gerar os cromossomos dos filhos a partir de combinações, este operador genético combina de forma genérica ou específica os indivíduos presentes na população a fim de potencializar a aptidão destes para a otimização. Ao aplicarmos tal operador, podemos optar por métodos mais simples, cruzando apenas um ponto, ou mais complexos, utilizando uma máscara de cruzamento para fazê-lo uniformemente. O cruzamento de um ponto consiste em dividir duas cadeias de cromossomos pais para gerar dois novos

chromossomos, descendentes ou filhos, como apresentado na Figura 2.

Figura 2 - Cruzamento de um ponto

Indivíduo 1	1	1	0	1	0	1	0	1
Indivíduo 2	1	0	0	0	0	1	0	0
Descendente 1	1	0	0	1	0	1	0	1
Descendente 2	1	1	0	0	0	1	0	0

Fonte: (Lucas, 2002)

O Cruzamento de dois pontos é um método bastante similar ao anterior, entretanto são escolhidos aleatoriamente dois pontos, dividindo os indivíduos pais em três cadeias e combinando-as para gerar novos descendentes mais diversos devido ao maior número de cruzamentos. Este é apresentado na Figura 3.

Figura 3 - Cruzamento de dois pontos

Indivíduo 1	1	1	0	1	0	1	0	1
Indivíduo 2	1	0	0	0	0	1	0	0
Descendente 1	1	0	0	1	0	1	0	0
Descendente 2	1	1	0	0	0	1	0	1

Fonte: (Lucas, 2002)

Finalmente o Cruzamento Uniforme dentre os métodos de cruzamento este é o mais complexo, pois necessita da utilização de uma máscara de cruzamento para definir qual gene de cada indivíduo será escolhido para realizar o cruzamento. Como visto na Figura 4, os genomas dos descendentes são cruzados em relação aos genes do indivíduo pai que seguem a máscara de cruzamento.

Figura 4 Cruzamento Uniforme

<b>Máscara</b>	1	0	0	1	1	1	0	0
Indivíduo 1	1	1	0	1	0	1	0	1
Indivíduo 2	1	0	0	0	0	1	0	0
Descendente 1	1	1	0	0	0	0	0	1
Descendente 2	1	0	0	1	0	1	0	0

Fonte: (Lucas, 2002)

d) Mutação

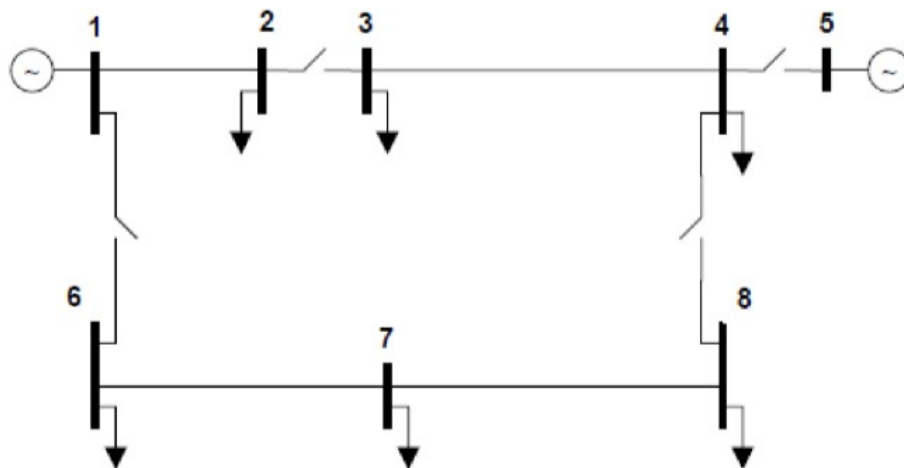
Fazendo, aleatoriamente, mudanças pequenas nos cromossomos descendentes, este operador garante a existência de novos elementos na população através da introdução destes. Esta introdução pode ocorrer de diversas maneiras, assim como ocorre no operador de combinação, alguns métodos são utilizados para realizar a mutação.

O mais comum e simples é a mutação de bits, que pode ser aplicado a qualquer representação binária de cromossomos, gerando a inversão de alguns genes e contribuindo com a diversidade do cromossomo dos indivíduos pais e filhos. Contudo a utilização deste operador genético pode ocasionar a perda de parte da informação genética contida nos cromossomos, visto que parte dessa informação passa por mutação.

### 3 ESTUDO DE CASO

Neste estudo, adotamos uma rede elétrica simples, dotada de oito nós que ligam entre si dois alimentadores e seis cargas. Para realizar o estudo de reconfiguração da rede foi colocada quatro chaves telecomandadas. Na Fig. 5 apresenta-se a topologia da rede utilizada. As informações acerca de cada um dos nós, as ligações e cabos utilizados na Rede 1 são apresentados na Tabela 1, Tabela 2 e Tabela 3.

Figura 5 - Topologia da rede utilizada



Fonte: Kagan & Schmidt (2009)

Tabela 1 - Dados de nós da Rede 1

Nó	Tipo	Potência ativa de carga (KW)	Pot. Reativa de carga (KVar) (1)
1	Geração (SE)	-	-
2	Carga	800	600
3	Carga	1200	900
4	Carga	700	525
5	Geração (SE)	-	-
6	Carga	800	600
7	Carga	1500	1125
8	Carga	800	600
	Total	5800	4350

(1) Todas as cargas possuem fator de potência 0.8 indutivo

Fonte: Kagan & Schmidt (2009)

Tabela 2 - Dados de ligações da Rede 1

Nó inicial	Nó final	Chave	Comprimento (km)	Cabo
1	2	Não	0,5	336,4 MCM
1	6	Sim	0,7	336,4 MCM
2	3	Sim	0,8	336,4 MCM
3	4	Não	2,3	4/0 AWG
4	5	Sim	0,4	336,4 MCM
4	8	Sim	1,0	336,4 MCM
6	7	Não	3,0	336,4 MCM
7	8	Não	2,5	4/0 AWG

Fonte: Kagan & Schmidt (2009)

Tabela 3 - Dados de cabos da Rede 1

Código da bitola	Resistência ( $\Omega$ /km)	Reatância ( $\Omega$ /km)	Corrente admissível (A)
336,4 MCM	0,2	0,4	400
4/0 AWG	0,4	0,4	250

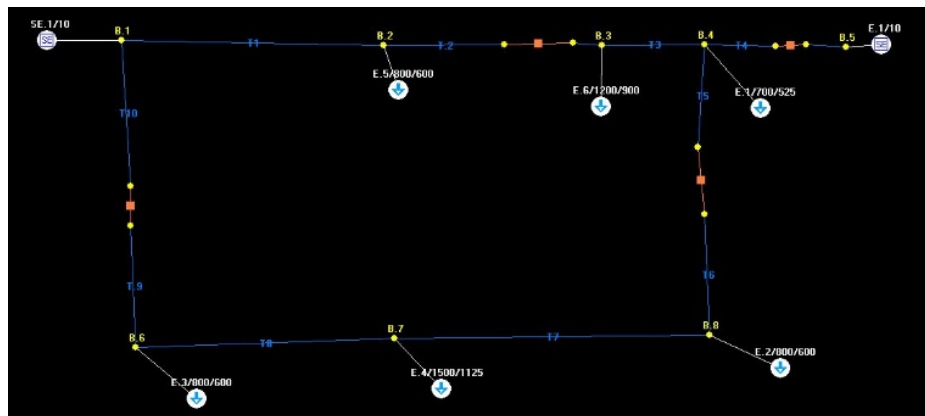
Fonte: Kagan & Schmidt (2009)

## 4 RESULTADOS

Trabalhando com a rede 1, apresentada anteriormente na Fig. 5, com suas informações previamente apresentadas, utilizamos o software Otimiza para analisar a topologia e realizar a resolução do problema de otimização da configuração da rede a partir deste. Na Fig. 6 apresenta-se a constituição da rede 1 no software OTIMIZA, pronto para a análise.

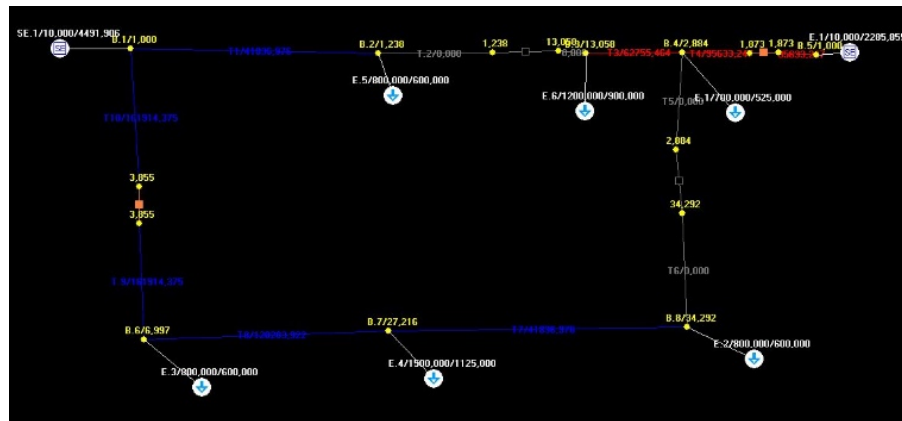
Para determinação da melhor configuração do sistema apresentado na Rede 1 foi utilizado o Algoritmo Genético, buscando a minimização das perdas. A Fig. 7 apresenta a rede já reconfigurada com sua melhor configuração dadas as características do sistema e suas restrições.

Figura 6 - Rede 1



Fonte: Autores

Figura 7: Rede com minimização das perdas



Fonte: Autores

Os dados relativos aos trechos e valores monetários das perdas são apresentados na Fig. 8.



Figura 8 - Perdas do sistema

Perdas (\$/ano)	
Trecho	Custo perdas
T.2	0,00
(null)	0,00
T10	1835,14
T.9	1835,14
T1	175,03
T3	3623,19
(null)	365,83
T8	8669,39
T7	1750,33
T5	0,00
T6	0,00
T4	365,83
TOTAL	18619,88

Fonte: Autores

A Fig. 9 apresenta os valores Nominais de potência e tensão e também os valores Base do sistema utilizados na simulação. A Fig. 10 traz uma relação entre os fluxos de potência do sistema com a topologia de rede original e após a reconfiguração. Através desta, nota-se uma redução de aproximadamente 2200 MVA de potência fornecida pela subestação com a nova configuração.

Figura 9 - Valores Nominais e de Base utilizados na simulação

-----  
Valores Nominais

Snom = 10,0 MVA

Vnom = 13,8 kV

Valores de Base

Sbase = 100,0 MVA

Vbase = 13,8 kV

Ibase = 4,184 kA

Zbase = 1,904 ohm

Fonte: Autores

Figura 10- Relação do fluxo de Potência

```

-----
Fluxo de potência da SE SE.1

Fornecimento da SE
      S (MVA)      s (pu)   fase (graus)  Cargto (%)
      4491,906      44,919      3,119      44919,060

Tensões nas Barras
Barra      V (kV)   v (pu)   fase (graus)
B.1        13,800   1,000   0,000
B.2        17,087   1,238   1,086
(null)     53,199   3,855   0,730
(null)     17,087   1,238   1,086
(null)     53,199   3,855   0,730
B.6        96,559   6,997   0,826
B.7        375,581  27,216  0,895
B.8        473,233  34,292  0,821
(null)     473,233  34,292  0,821

Correntes nas Ligações
Ligação    I (A)    i (pu)   fase (graus)
T1         41836,976 10,000  -2,310
T10        161914,375 38,701  2,976
T.2         0,000    0,000   0,000
chv3       161914,375 38,701  2,976
T.9        161914,375 38,701  2,976
T8         120203,922 28,732  2,953
T7         41836,976 10,000  2,904
T6         0,000    0,000   0,000

-----
Fluxo de potência da SE E.1

Fornecimento da SE
      S (MVA)      s (pu)   fase (graus)  Cargto (%)
      2285,855      22,859      -2,922      22858,547

Tensões nas Barras
Barra      V (kV)   v (pu)   fase (graus)
B.5        13,800   1,000   0,000
(null)     25,844   1,873   0,461
(null)     25,844   1,873   0,461
B.4        39,805   2,884   0,616
(null)     39,805   2,884   0,616
B.3        180,198  13,058  0,414
(null)     180,198  13,058  0,414

Correntes nas Ligações
Ligação    I (A)    i (pu)   fase (graus)
(null)     95633,247 22,859  2,922
L.1        95633,247 22,859  2,922
T4         95633,247 22,859  2,922
T5         0,000    0,000   0,000
T3         62755,464 15,000  2,714
(null)     0,000    0,000   0,000

```

Fonte: Autores

Por fim, a Fig. 11 apresenta os resultados encontrados com a aplicação do método, onde foi observado o valor monetário de 18619,86 como sendo o que minimiza as perdas totais do sistema. Para essa aplicação foram realizadas 100 iterações.

Figura 11 - Resultados obtidos com o método.

Algoritmo Genético: relação dos melhores indivíduos de cada geração							
Geração	F.Objetivo	Penalização	máximo	mínimo	médio	desvio	AvaliAcumu
1	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0095607	0.0000000	0.0530761
2	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0107388	0.0000000	0.0530761
3	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0116658	0.0000000	0.0530761
4	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0125328	0.0000000	0.0530761
5	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0137375	0.0000000	0.0530761
6	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0111157	0.0000000	0.0530761
7	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0109936	0.0000000	0.0530761
8	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0116017	0.0000000	0.0530761
9	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0125698	0.0000000	0.0530761
10	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0123238	0.0000000	0.0530761
11	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0134508	0.0000000	0.0530761
12	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0117627	0.0000000	0.0530761
13	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0125337	0.0000000	0.0530761
14	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0116173	0.0000000	0.0530761
15	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0121380	0.0000000	0.0530761
16	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0112520	0.0000000	0.0530761
17	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0122653	0.0000000	0.0530761
18	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0114229	0.0000000	0.0530761
19	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0116001	0.0000000	0.0530761
20	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0108632	0.0000000	0.0530761
21	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0108912	0.0000000	0.0530761
22	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0105500	0.0000000	0.0530761
23	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0122624	0.0000000	0.0530761
24	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0125327	0.0000000	0.0530761
25	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0124120	0.0000000	0.0530761
26	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0126186	0.0000000	0.0530761
27	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0140659	0.0000000	0.0530761
28	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0139195	0.0000000	0.0530761
29	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0118628	0.0000000	0.0530761
30	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0116312	0.0000000	0.0530761
31	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0107831	0.0000000	0.0530761
32	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0110733	0.0000000	0.0530761
33	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0125888	0.0000000	0.0530761
34	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0118830	0.0000000	0.0530761
35	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0109755	0.0000000	0.0530761
36	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0111894	0.0000000	0.0530761
37	18619.88	22.00	0.0530761	0.0000000	0.0117520	0.0000000	0.0530761

Fonte: Autores

## 5 CONCLUSÃO

A formulação adotada neste trabalho, como problema de otimização no qual procurou-se minimizar a perda total do sistema base analisado, permite incluir de maneira simples outras restrições importantes do ponto de vista da rede elétrica, tais como o carregamento máximo de ligações (característica incluída) e a queda máxima de tensão (característica não incluída). A distribuição de correntes na rede pode ser obtida a partir de uma formulação clássica de fluxo de potência. A aplicação de algoritmos Genéticos mostrou-se viável para encontrar os valores de mínimo, no que diz respeito a redução das perdas do sistema.

## REFERÊNCIAS

DARRELL, W. L. **Foundations of genetic algorithms**. 2ed. Morgan Kaufmann, 1993.

DUC, P.; KARABOGA, D. Intelligent optimisation techniques: genetic algorithms, tabu search, simulated annealing and neural networks. **Springer Science & Business Media**, 2012.

HOLLAND, J. **Adaptation in natural and artificial systems**. Ann Arbor: Univ. of Michigan Press, 1975.

KAGAN, N.; SCHMIDT, H.P.; OLIVEIRA, C.C.B., KAGAN, H. **Métodos de Otimização a Sistemas Elétricos de Potência**. São Paulo: Edgard Blucher, 2009.

LUCAS, D. C. **Algoritmos Genéticos: Uma Introdução**. Apostila elaborada sob a orientação de Luís Otávio Alvares, para a disciplina de Ferramentas de Inteligência Artificial, 2002.

MAHDI, S.; AHMADIAN, A.; ALIAKBAR-GOLKAR, M. “Assessment of optimization algorithms capability in distribution network planning: Review, comparison and modification techniques.” **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 2016, pag: 415-434.

SANTOS, J. V. C., COSTA, I.F.; NOGUEIRA, T. “New genetic algorithms for contingencies selection in the static security analysis of electric power systems.” **Expert Systems with Applications**, 2015, pag: 2849-2856.

SOUZA, S.A. “Algoritmos Genéticos Aplicados à Proteção e Estimação de Harmônicos em Sistemas Elétricos de Potência,” Doutorado Tese, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 2008.

VANDERLINDE, J.B. Planejamento da expansão de sistemas de transmissão usando algoritmos tipo dual simplex especializados em uma estrutura branch and bound. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista, São Paulo, 2013.