

EVOLUÇÃO DIFERENCIAL DISCRETA APLICADA A RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Cidiney J. Silva, Oriane Magela Neto

Departamento de Engenharia Elétrica - UFMG

cidiney@cpdee.ufmg.br, oriane@dee.ufmg.br

Resumo – Ao se reconfigurar uma Rede de Distribuição de Energia Elétrica procura-se modificar a topologia atual de uma rede de forma que determinadas figuras de mérito sejam otimizadas. Dada a explosão combinatória no número de soluções candidatas para esse problema, os algoritmos evolucionários são a ferramenta ideal para a busca dessas soluções. Neste trabalho propõe-se um algoritmo de Evolução Diferencial Discreto para a resolução do problema de reconfiguração de redes, considerando-se as figuras de mérito de custos monetários, custos devidos a falhas e de número de manobras a serem efetuadas na reconfiguração da rede. Toma-se como exemplo de aplicação uma rede de 21 barras em situação de contingência.

Palavras-chave – Evolução Diferencial Discreta, Reconfiguração de Redes de Distribuição, Otimização Multiobjetivo.

Abstract – Distribution Power Network Reconfiguration demands the change of present state of a network in order to optimize some figures of merit. Evolutionary Algorithms are the best fitted way for solution searching in this case due to combinatorial explosion of number of available solutions for this problem. This paper presents an algorithm based on Discrete Differential Evolution for reconfiguration problem solving considering as figures of merit monetary costs, fail costs and number of maneuvers on the network. A network with 21 in a contingential situation was taken as example of application of the proposed algorithm.

Keywords – Discrete Differential Evolution, Power Network Reconfiguration, Multiobjective Optimization.

1. INTRODUÇÃO

Os Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica correspondem à camada final do Sistema Elétrico de Potência e se destinam a alimentar as cargas dos consumidores residenciais, rurais, pequenos e médios industriais e comerciais. A topologia de ligação desse sistema é radial. Essa topologia da rede de distribuição é necessária para que se garanta uma correta proteção do sistema na ponta-de-linha. Além disso, essa topologia permite a realização de uma distribuição equilibrada de cargas entre os alimentadores e mesmo entre as fases de um alimentador.

Uma tarefa importante tanto para a operação normal do sistema quanto para o restabelecimento do mesmo em caso de contingência é a reconfiguração. Ela consiste em modificar as interconexões entre diversos ramais da distribuição mantendo-se a topologia radial da rede e com o objetivo de melhorar ou restabelecer o funcionamento da mesma. A rede sairá de um estado atual (e.g., desconectada por uma contingência) para uma próxima configuração que deve ser determinada otimizando-se figuras de mérito tais como melhora dos perfis de tensão, balanço de cargas nos alimentadores, custos, e respeitando-se limites operacionais como conectividade radial da rede e limites de tensão e corrente nas linhas.

Uma metodologia utilizada com sucesso para a resolução do problema de se encontrarem topologias ótimas em árvores consiste nos Algoritmos Evolucionários (AE). Diversos trabalhos têm sido propostos com essa temática. Em [1] é realizado um estudo sobre o impacto dos parâmetros de operadores e das operações presentes em um Algoritmo Genético simples sobre o custo computacional na busca de soluções ótimas na reconfiguração de uma rede. Esse trabalho considera como objetivo a ser otimizado a soma das perdas ôhmicas no sistema; além disso, a metodologia é aplicada considerando-se tanto demanda fixa quanto variável. [2] propõe um algoritmo genético refinado, em que melhorias foram feitas na codificação de cromossomos, na função de adequação e no operador de mutação. [3] utiliza um algoritmo genético para a reconfiguração de redes, cujo diferencial é a abordagem multi-objetivo adotada e a codificação por permutação de inteiros. [4] aplica o algoritmo NSGA-II à reconfiguração. [5] fornece ferramental para o projeto de redes que pode ser aplicado diretamente ao problema de reconfiguração.

Outras metodologias também são utilizadas. Dentre elas estão a lógica nebulosa (como os trabalhos de [6], [7], [8]), chaveamentos sucessivos ([9], [10]) e o algoritmo de pontos interiores ([11]).

Este trabalho se propõe a contribuir com a escola de algoritmos evolutivos para reconfiguração de redes explorando o algoritmo de Evolução Diferencial Discreto. O método de Evolução Diferencial baseia-se principalmente no operador de *mutação diferencial* [12].

Os algoritmos de evolução diferencial foram desenvolvidos inicialmente para atacar problemas de variáveis contínuas. Seu argumento é a modificação de uma solução candidata \vec{x}_{r-1} de uma quantidade \vec{p} , que é o *vetor de perturbação*. O algoritmo converge quando a cada geração o vetor de permutação tem sua magnitude diminuída.

Considerando-se três indivíduos aleatórios e distintos de uma população \vec{x}_{r1} , \vec{x}_{r2} e \vec{x}_{r3} ($r1, r1, r1 \in \mathbb{N}$), define-se um vetor de perturbação \vec{p} como (v. equação 1):

$$\vec{p} = \vec{x}_{r3} - \vec{x}_{r2} \quad (1)$$

A mutação diferencial consiste em gerar um novo indivíduo de teste \vec{u} ao mutar o indivíduo \vec{x}_{r1} somando uma versão em escala modificada de \vec{p} (v. equação 2):

$$\vec{u} = \vec{x}_{r1} + \eta \cdot \vec{p}, \eta \in]0; 5[\quad (2)$$

A teoria para este algoritmo está bem fundamentada e é natural para variáveis contínuas [12, 13]. Além disso, os algoritmos de evolução diferencial são reconhecidamente algoritmos robustos, de baixo custo computacional e de simples implementação, daí o interesse nos mesmos para o problema de reconfiguração.

Algoritmos de evolução diferencial discreta já foram aplicados em problemas do tipo TSP, *scheduling*, particionamento e outros. Este trabalho se propõe a estender a idéia de evolução diferencial discreta para o problema de se reconfigurar uma rede com topologia em árvore tal que minimize custos fixos e variáveis, custos de falhas, número de manobras e respeite limites operacionais da rede em questão.

2. EVOLUÇÃO DIFERENCIAL DISCRETA APLICADA A ÁRVORES

Árvores são grafos que se caracterizam por não apresentarem ciclos estando todos vértices conectados [5]. Essa classe de grafos tem aplicação em diversos sistemas, como redes de distribuição (água, energia, combustível), sistemas de telefonia, tipo abstratos de dados e outros. Uma árvore tem a seguinte definição:

Definição 1 Um grafo $G(V, A)$ é considerado uma árvore, se e somente se, G é um grafo conexo que não contém ciclos.

A partir dessa definição, alguns teoremas importantes podem ser encontrados [5, 14]:

Teorema 1 Em uma árvore, existe um e apenas um caminho entre um par de vértices.

Teorema 2 Em uma árvore com n vértices existem $n - 1$ arestas.

Teorema 3 Em um grafo completo G_C , com n vértices e $m = \frac{n(n-1)}{2}$ arestas, existem n^{n-2} árvores que são subgrafos de G_C .

Os dois primeiros teoremas embasam testes que podem ser realizados para se verificar se um determinado grafo corresponde a uma árvore. Também permitem concluir que em qualquer árvore em que caso seja posta uma aresta adicional estabelece-se um ciclo, o que descaracteriza a árvore.

O terceiro teorema, também chamado Teorema de Cayley, é necessário para se precisar o número de configurações de árvores possível de se induzir sobre um grafo completo; ou seja, a quantidade máxima de árvores possível de se encontrar com n vértices é dada por esse teorema. Esse dado é importante para justificar a utilização de algoritmos de otimização baseado em populações [15] para se encontrar árvores ótimas: a quantidade exponencial de árvores possíveis de induzir sobre um grafo completo não permite que se busque árvores ótimas por força bruta, daí a utilização de heurísticas quando se faz essa busca.

2.1 CODIFICAÇÃO DE ÁRVORES

Existem diversas codificações possíveis para árvores [16], e dentre elas para este trabalho é utilizada a *Characteristic Vector*. Essa codificação consiste em um vetor de valores booleanos em que cada componente do vetor codifica a existência de determinada aresta no grafo (v. matriz 3).

<i>de</i>	1	1	...	n
<i>para</i>	2	3	...	$(n - 1)$
	1	0	...	1

(3)

No contexto de reconfiguração de redes, é uma representação parcimoniosa em memória porque tem complexidade de $\Theta(m)$ sobre a quantidade de arestas do grafo. Garante-se que o tamanho desse vetor é sempre $\Theta(n - 1 + k)$, sendo n a quantidade de nós no grafo e k a quantidade de arestas de redundância possíveis de serem inseridas na árvore quando alguma das outras $n - 1$ arestas não estiver ligada.

2.2 ALGORITMO DE EVOLUÇÃO DIFERENCIAL PROPOSTO

Devem ser realizadas re-interpretações dos termos da equação básica do algoritmo de evolução diferencial original (v. equação 2) para aplicação do princípio do algoritmo a problemas de natureza discreta. Para tal, recorre-se à definição 2.

Definição 2 Tomando-se duas árvores \vec{T}_i e \vec{T}_j , define-se a **lista de dissimilaridades** \mathcal{L} como o conjunto de todas as arestas que não estejam simultaneamente presentes entre elas.

A definição da lista de dissimilaridades é análoga ao vetor de perturbação utilizado no caso de problemas de natureza contínua; essa definição determinará a equação básica aqui utilizada para evolução diferencial discreta.

A definição de “vetor de perturbação” é crucial para determinar como a evolução para problemas de otimização de árvores dependerá da codificação destas. Com a codificação *Characteristic Vector* define-se naturalmente um vetor de perturbação a partir de duas árvores \vec{T}_3 e \vec{T}_2 ao se realizar uma operação de XOR $\vec{p} = (\vec{T}_3 \otimes \vec{T}_2)$: nas posições não nulas do vetor \vec{p} há arestas mutuamente diferentes e o conjunto das arestas codificadas pelas posições não-nulas do vetor \vec{p} é a lista de dissimilaridades \mathcal{L} a ser utilizada. Essa informação deve ser aplicada na modificação de uma terceira árvore \vec{T}_1 de acordo com uma função de modificação $f(\cdot)$. Dada a asseveração do teorema 2, não será possível aplicar as arestas da lista \mathcal{L} sem que se formem ciclos na árvore; por isso, a função de aplicação $f(\cdot)$ segue a definição 3.

Definição 3 Uma função de aplicação de arestas $f(\vec{T}_i, \mathcal{L})$, deve necessariamente realizar uma operação de abertura de ciclos restabelecendo as condições da **Definição 1**.

A estratégia de abertura de ciclos dependerá da natureza das figuras de mérito envolvidas; no caso de otimização para operação de uma rede de distribuição de energia elétrica, é interessante que as arestas com maiores perdas sejam descartadas; outros critérios, por exemplo o econômico, também poderiam ser utilizados.

Dessa forma, chega-se à equação básica para evolução diferencial aplicada a árvores (v. equação 4).

$$\vec{u} = f\left(\vec{T}_1, (\vec{T}_3 \otimes \vec{T}_2)\right) \quad (4)$$

O evolução diferencial discreta aqui proposta está descrita no algoritmo 1.

Algorithm 1 Método de Evolução Diferencial Discreta

```

1:  $t := 1$ 
2: Inicializa população  $X_t := \{\vec{T}_{t,1} \vec{T}_{t,2} \dots \vec{T}_{t,N}\}$ 
3: enquanto não(Critério de parada) faça
4:   para  $i = 1$  até  $i = N$  faça
5:     Selecione aleatoriamente  $r1, r2, r3 \in \{1, 2, \dots, N\}$ 
6:      $\mathcal{L} \leftarrow \vec{T}_{t,r2} \otimes \vec{T}_{t,r3}$ 
7:      $\vec{u}_{t,i} := f(\vec{T}_{t,r1}, \mathcal{L})$ 
8:   fim para
9:   para  $i = 1$  até  $i = N$  faça
10:    se fitness( $\vec{u}_{t,i}$ ) > fitness( $\vec{T}_{t,i}$ ) então
11:       $\vec{T}_{t+1,i} := \vec{u}_{t,i}$ 
12:    senão
13:       $\vec{T}_{t+1,i} := \vec{T}_{t,i}$ 
14:    fim se
15:  fim para
16:   $t := t + 1$ 
17: fim enquanto

```

3. RESULTADOS

O algoritmo 1 foi modificado para executar uma otimização tri-objetivo sobre um problema de teste citado em [17], o qual consiste na reconfiguração de uma rede de 21 barras. Esse sistema foi reconfigurado partindo de uma situação de contingência.

O problema de otimização aborda a redução dos custos monetários da rede, compostos por custos fixos, de manutenção e variáveis; a redução dos custos de falha; e a redução da quantidade de manobras a serem feitas sobre a rede. Esses três objetivos podem ser expressos conforme a equação 5 (adaptada de [5, 17]).

$$\min \begin{cases} f_{cm} = C_{Fixos} + C_{Manut.} \cdot t_a + C_{Vari.} \cdot t_a \\ f_{falha} = \sum_{i=1}^m \lambda_i \cdot l_i \cdot [r \cdot P_i \cdot tax + f_l^{tax}] \cdot t_a \\ f_{\#manobras} = \sum_{i=1}^{NNA} X_i + \sum_{i=1}^{NNF} Y_i \end{cases} \quad (5)$$

sendo:

NNA : número de arestas normalmente abertas (ramos reserva);

NNF : número de arestas normalmente fechadas;

X_i : valor booleano atestando se um ramo reserva está operando (se está fechado);

Y_i : valor booleano atestando se um ramo normal está desativado (se está aberto);

λ_i : taxa de falhas por quilômetro por ano no condutor i da rede;

l_i : comprimento do condutor;

r : duração média anual de contingências;
 P_i : potência ativa sobre o ramo i ;
 tax : valor da energia (\$/kW);
 fl^{tax} : custo médio por falha ocorrida por ano;
 t_a : horizonte de tempo analisado em anos.

As restrições do problema são (v. equação 6):

$$s.a \begin{cases} m = N - 1 \\ \text{garantia de conectividade} \\ \delta < 0.15 \end{cases} \quad (6)$$

sendo:

m : quantidade de arestas na rede;
 N : quantidade de nós na rede;
 δ : módulo da variação da tensão em p.u. sobre cada nó do grafo.

3.1 SISTEMA DE 21 BARRAS

O sistema de 21 barras tem uma configuração inicial conforme a figura 1(a). O sistema completo, com suas arestas de redundância constam na figura 1(b).

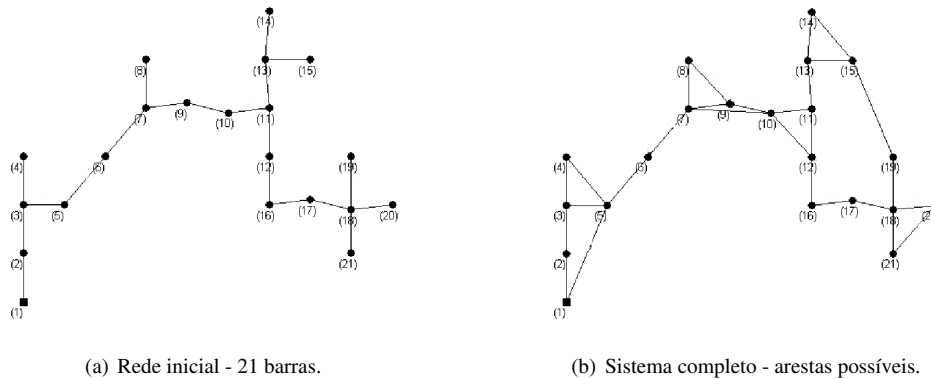


Figura 1: Topologia do sistema de 21 barras.

Foi simulada uma situação de contingência envolvendo a interrupção na aresta que liga os nós 7 e 9 (v. figura 1(a)). Ao executar o algoritmo proposto, com os parâmetros que constam na tabela 1, obteve-se o *front* de Pareto registrado nas figuras 2(a) e 2(b).

Tabela 1: Parâmetros utilizados no algoritmo de Evolução Diferencial Discreto aplicado a reconfiguração

Parâmetro	Valor
Tamanho da população	50
Número de gerações	300
Probabilidade de mutação	95%

Definiu-se como função de *fitness* o inverso do total de perdas ôhmicas na rede (v. equação 7).

$$fitness = \frac{1}{\sum_{i=1}^m Pl_i} \quad (7)$$

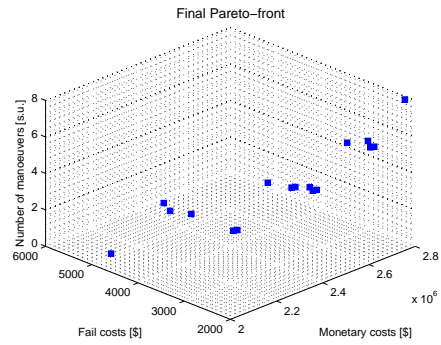
A convergência do algoritmo pode ser verificada com a estabilização do valor médio de *fitness* da população ao longo das gerações. Após algumas gerações, dadas as restrições operacionais e a filtragem das soluções não Pareto-ótimas, estabiliza-se o valor médio do *fitness* da população, conforme pode ser verificado nos gráficos da figura 3, onde estão medidas feitas sobre as nove primeiras gerações. De fato, notou-se que durante as dez primeiras gerações a população já tinha seu desempenho estabilizado, o que implica que não foram necessárias as 300 gerações para se alcançar o conjunto Pareto-ótimo de soluções apresentado na figura 2(b).

Como esperado, as redes encontradas contornavam a situação de contingência encontrando caminhos alternativos à aresta desligada do sistema. Quatro das redes mapeadas no conjunto Pareto-ótimo (v. figura 2(a)) estão representadas na figura 4; a diversidade de soluções Pareto-ótimas exige posteriormente um decisor para escolher uma solução [15].

Pareto-optimun solutions

Monetary costs (\$)	Fail costs (\$)	# manouvers
2304277.14	3372.77	2
2495840.82	2763.42	4
2657553.78	2176.23	6
2292772.82	3398.93	2
2293609.61	4908.11	2
2495773.77	2615.51	4
2429429.18	3338.48	4
2484269.06	2639.22	4
2675833.01	2402.46	6
2620925.41	2578.75	6
2782705.12	2138.80	8
2293539.86	4312.04	2
2454551.25	2949.63	4
2646048.76	2199.26	6
2263822.44	4624.42	2
2466055.91	2924.30	4

(a) Front de Pareto - Tabela.



(b) Front de Pareto - Gráfico.

Figura 2: Front de Pareto - Sistema com 21 barras.

Comportamento dos valores de fitness ao longo das gerações

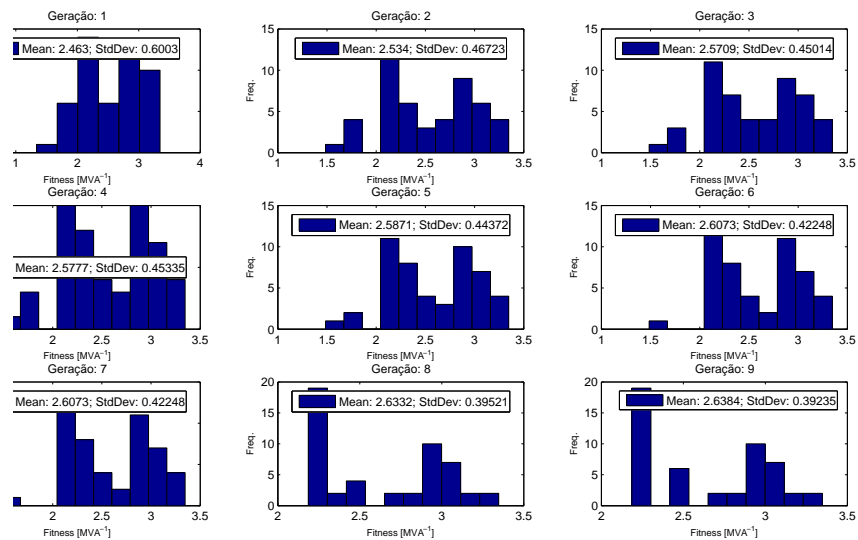


Figura 3: Comportamento médio da população ao longo das gerações.

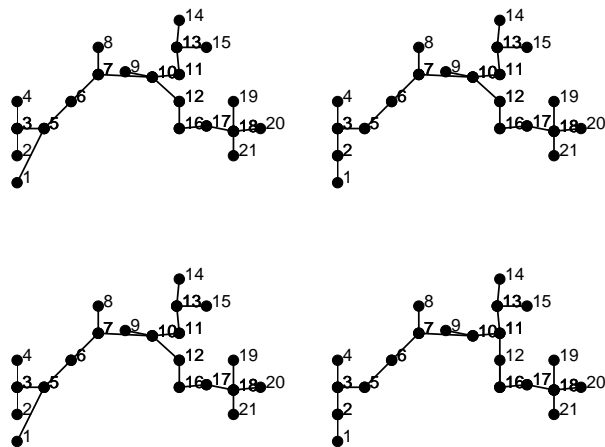


Figura 4: Quatro exemplos de redes Pareto-ótimas encontradas.

4. CONCLUSÃO

Foi proposta com sucesso uma nova abordagem de evolução diferencial no domínio de problemas de grafos em árvore. Inicialmente foi necessária uma reinterpretação do algoritmo originalmente baseado em argumentos geométricos para termos que fazem sentido no domínio discreto; isso diz respeito principalmente à definição da lista de dissimilaridades entre duas árvores. A partir daí deve-se definir uma função de aplicação das arestas contidas nessa lista de dissimilaridades sobre outra árvore modificando-a. Essa nova abordagem foi testada com sucesso em um estudo de caso de otimização multiobjetivo aplicada à reconfiguração de redes em contingência com a característica importante de rápida convergência.

REFERÊNCIAS

- [1] J. C. C. Amasifen, R. Romero and J. R. S. Mantovani. “Algoritmos Evolutivos Dedicados à Reconfiguração de Redes Radiais de Distribuição Sob Demandas Fixas e Variáveis - Estudo dos Operadores Genéticos e Parâmetros de Controle”. *Revista Controle & Automação*, vol. 16, no. 3, pp. 303–317, agosto 2005.
- [2] J. Z. Zhu. “Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm”. *Electric Power Systems Research*, vol. 62, pp. 37–42, janeiro 2002.
- [3] M. R. Irving, W. P. Luan and J. S. Daniel. “Supply restoration in distribution networks using a genetic algorithm”. *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 24, pp. 447–457, agosto 2002.
- [4] Y. Kumar, B. Das and J. Sharma. “Service restoration in distribution system using non-dominated sorting genetic algorithm”. *Electric Power Systems Research*, vol. 76, pp. 768–777, dezembro 2005.
- [5] E. G. Carrano. “Algoritmos Evolucionários Eficientes para Otimização de Redes”. Ph.D. thesis, PPGEE-UFGM, agosto 2007.
- [6] D. P. Bernardon. “Novos métodos para Reconfiguração das Redes de Distribuição a Partir de Algoritmos de Tomadas de Decisão Multicriteriais”. Ph.D. thesis, UFSM, dezembro 2007.
- [7] A. C. Neto, R. Tanscheit and M. M. B. R. Vellasco. “Reconfiguração de Redes de Distribuição Utilizando Restrições Fuzzy”.
- [8] B. Venkatesh, R. Ranjan and H. B. Gooi. “Optimal Reconfiguration of Radial Distribution Systems to Maximize Loadability”. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 1, pp. 260–266, fevereiro 2004.
- [9] M. E. Baran and F. F. Wu. “Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing”. *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 2, pp. 1401–1407, abril 1989.
- [10] D. S. Popović and R. M. Ćirić. “A multi-objective algorithm for distribution networks restoration”. *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 14, no. 3, pp. 1134–1141, julho 1999.
- [11] L. W. Oliveira, S. C. Junior, J. S. Costa, E. J. de Oliveira, J. L. R. Pereira and I. C. S. Junior. “Reconfiguração Ótima de Sistemas de Distribuição para Minimização de Perdas de Energia”. *Revista Controle & Automação*, vol. 20, no. 2, pp. 233–246, maio 2009.
- [12] F. G. Guimarães. “Algoritmos de Evolução Diferencial para Otimização e Aprendizado de Máquina”. Technical report, CBRN, 2009.
- [13] R. Sarker and H. A. Abbass. “Differential Evolution for Solving Multi-objective Optimization Problems”.
- [14] N. Deo. *Graph Theory with Applications to Engineering and Computer Science (Prentice Hall Series in Automatic Computation)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1974.
- [15] R. H. C. Takahashi. “Otimização Escalar e Vetorial”. <http://www.mat.ufmg.br/taka/>, abril 2004.
- [16] E. G. Carrano, C. M. Fonseca, R. H. C. Takahashi, L. C. A. Pimenta and O. M. Neto. “A preliminary comparison of tree encoding schemes for evolutionary algorithms.” In *SMC*, pp. 1969–1974. IEEE, 2007.
- [17] M. A. S. Jardim. “Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica usando algoritmo genético multiobjetivo”. Ph.D. thesis, PPGEE-UFGM, março 2011.