

Planejamento de Rede de Distribuição de Energia Elétrica com Restrições Geográficas

Geraldo V. Ribeiro, Leonardo da C. Brito e Paulo César M. Machado

Escola de Engenharia Elétrica e de Computação, EEEEC, UFG

CaixaPostal: 131, 74001-970, Goiânia, GO

E-mail: geraldovalerianoribeiro@yahoo.com.br , brito@eee.ufg.br, pcesar@eee.ufg.br

Resumo: Neste trabalho propomos um novo método de planejamento de rede de distribuição de energia elétrica (RDEE) com restrições geográficas de maneira ótima. Através dos possíveis caminhos fornecidos pela triangulação de Delaunay e considerando as restrições geográficas do local onde se deseja implantar a nova rede, com a metaheurística Simulated Annealing(SA) é possível encontrar uma boa solução para uma nova RDEE, em relação a heurística utilizada para encontrar a solução inicial.

1. Introdução

No planejamento de RDEE é importante conhecer as condições geográficas da região onde se deseja implantá-las para que se possa desviar de obstáculos naturais que elevam o custo do projeto (morros, áreas pantanosas, dentre outros), ou até mesmo evitar os caminhos onde há reservas ambientais, áreas indígenas e propriedades privadas [2,3].

No projeto de uma RDEE, ao desviar dos possíveis obstáculos citados, também é necessário escolher um caminho mínimo visando uma maior economia. Para tanto, usam-se as metaheurísticas, que são um conjunto de técnicas de otimização para lidar com problemas complexos e que apresentam características de explosão combinatória. As metaheurísticas são baseadas na suposição de que o espaço de busca é absurdamente grande e que não é possível visitar todas as possíveis soluções do problema [7].

Dentre as metaheurísticas escolhemos o SA que é baseado no processo de fabricação de cristais perfeitos e faz uma analogia com o processo natural chamado *annealing* na busca da solução ótima de um determinado problema. Neste processo um material é aquecido até uma temperatura elevada e depois esfriado lentamente, mantendo durante o processo o chamado quase equilíbrio termodinâmico. O processo pára quando o material atinge seu estado de energia mínima, no qual se transforma num cristal perfeito [7,8].

Devido ao alto custo de um projeto de planejamento de RDEE desta magnitude, que envolve uma grande quantidade de variáveis, resultando em um problema combinatório tal que justifica o uso de ferramentas computacionais que sejam mais eficazes e eficientes. Portanto, neste trabalho foi utilizado o SA para planejar uma RDEE considerando as restrições geográficas do local a ser implantada, de maneira a otimizar a relação custo/benefício do projeto.

2. Metodologia

O planejamento de uma RDEE de maneira ótima deve levar em consideração a localidade das estações de distribuição, dos consumidores e dos obstáculos cuja passagem da linha de energia torna o custo do projeto mais elevado [6]. A figura 1(a) ilustra uma visão aérea de parte de um local em que deve ser planejada uma RDEE, onde o triângulo representa a estação de distribuição, as circunferências representam os consumidores e os polígonos representam os obstáculos. Na tentativa de minimizar o custo do projeto da rede de distribuição, foram adicionados pontos auxiliares randômicos, representados por quadrados na Figura 1(a).

Para descobrir os possíveis caminhos da rede de distribuição de energia elétrica foi utilizada a triangulação de Delaunay que conecta pontos vizinhos [4], conforme visualizado na Figura 1(b).

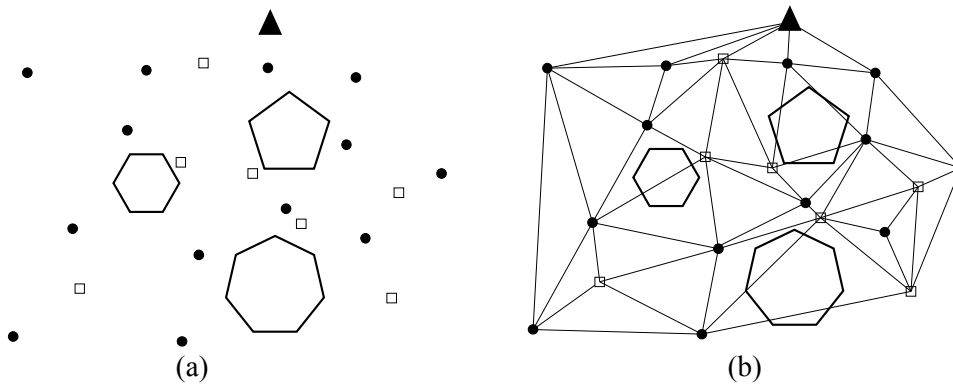


Figura 1 – Triangulação do Problema (a) Problema Exemplo e (b) Triangulação de Delaunay

Para evitar que a RDEE tenha caminhos que passem pelos obstáculos, o que elevará o custo do projeto, após a triangulação de Delaunay foi utilizada a seguinte técnica de atribuição de pesos às arestas: as arestas que possuem pontos dentro dos polígonos de restrições recebem pesos maiores que as arestas que não possuem (Figura 2).

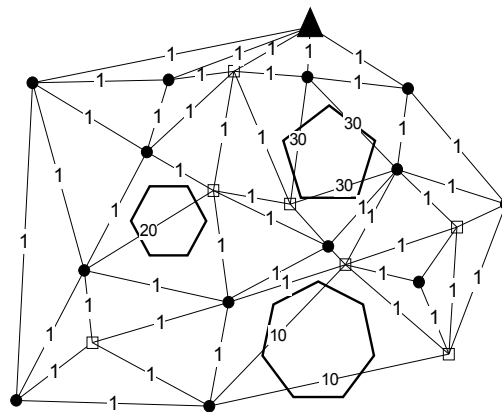


Figura 2 – Arestas com pesos

A atribuição de pesos diferenciada para as arestas visa penalizar, posterior em um processo de otimização, trajetórias que possuem pontos contidos nos polígonos de modo a determinar dentre os possíveis caminhos, aqueles que melhor atendem a RDEE considerando a relação custo/benefício. O processo de otimização a ser utilizado será o algoritmo Simulated Annealing.

2.1 Simulated Annealing

O SA foi o primeiro algoritmo de otimização baseado em um processo físico, inventado por Cerny [1] e Kirkpatrick [5], e inicialmente só solucionava problemas simples. Aplicações de SA em problemas complexos só vieram acontecer de forma intensa na década de 90 [8]. O SA é baseado no aquecimento e no resfriamento de uma substância para obter uma estrutura cristalina. Nesse processo os valores da função objetivo representam os níveis de energia do sistema físico e a meta é minimizá-la. Portanto um metal é aquecido em um banho quente a altas temperaturas, tal que o aumento da temperatura até valor alto causará um choque violento entre seus átomos, constituindo assim um processo de recozimento (*Annealing*). Na temperatura de *Annealing* todo o material encontra-se na fase líquida e as partículas arrumam-se aleatoriamente, e se resfriado de forma brusca, a microestrutura tende a um estado aleatoriamente estável, permitindo que todas as partículas se arrumem no estado de menor energia dessa estrutura. Se o metal é resfriado de forma suficientemente lenta, o sistema procurará um ponto de equilíbrio com uma microestrutura ordenada e estável [7,8].

A solução inicial é denotada por X_{inic} e nos referimos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada $BUSCA(X_{atual})$, sendo para cada vizinhança um novo valor de Z_{novo} é calculado.

```

Algoritmo Simulated Annealing ( $X_{inic}, Z_{inic}, T_{inic}$ );
Inicio
 $X_{melhor} \leftarrow X_{atual} \leftarrow X_{inic}$ 
 $Z_{melhor} \leftarrow Z_{atual} \leftarrow Z_{inic}$ 
 $T_k \leftarrow T_{inic}$ 
Repete
  Para  $i = 1$  até REPmax faça
     $X_{novo} \leftarrow BUSCA(X_{atual})$ 
     $\Delta (Z_{novo}, Z_{atual}) = (Z_{novo} - Z_{atual})$ 
    Se  $\Delta (Z_{novo}, Z_{atual}) < 0$ 
       $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ 
      Se  $Z_{novo} < Z_{melhor}$ 
         $X_{melhor} \leftarrow X_{novo}$ 
         $Z_{melhor} \leftarrow Z_{novo}$ 
      Fim-se
    Senão
      Se  $\exp\{\Delta (Z_{novo}, Z_{atual})/T_k\} > \text{Rand}[0,1)$ 
         $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ 
      Fim-se
    Fim-se
  Fim-para
   $T_{k+1} \leftarrow .f(T_k)$ 
Até Condição parada satisfeita
Retorna  $X_{melhor}, Z_{melhor}$ 

Fim

```

Figura 3 – Algoritmo SA

Se a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for negativa a nova solução é aceita. Em tal caso, é feita uma verificação para identificar se a nova solução é a melhor encontrada até o momento. Por outro lado, a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for positiva, a nova solução será aceita com uma probabilidade que diminui com a temperatura corrente T . Um número uniformemente distribuído no intervalo $[0,1)$ é gerado para decidir se a nova solução será aceita. A forma algorítmica do SA é mostrada na Figura 3.

A temperatura inicial (T_{inic}) é fornecida através da Equação (1).

$$T_{inic} = \frac{\mu}{-\ln(\phi)} * f(x_{inic}) \quad (1)$$

em que é aceita ϕ % das vezes uma solução que é μ % pior que a função objetivo da solução inicial $f(x_{inic})$ durante o primeiro nível de temperatura [7].

A temperatura varia a cada iteração conforme a Equação (2).

$$T_{k+1} = \frac{T_k}{1 + \frac{\ln(1 + \delta) T_k}{3\delta (T_k)}} \quad (2)$$

em que $\delta(T_k)$ é o desvio padrão das funções objetivo das configurações geradas no nível de temperatura T_k e δ é a taxa variável, onde $\delta \in [0.01;0.20]$ [7]. A cada nível de temperatura um número normalmente fixo de soluções é gerado e avaliado. Este número é denominado fator de repetição (*REPmax*). O valor desta repetição deve ser suficientemente alto, principalmente no início, para permitir que boas soluções sejam encontradas em cada nível de temperatura. O processo continua até que a condição de parada seja satisfeita. Neste ponto o algoritmo retorna com a melhor solução encontrada e o valor da função objetivo para este problema.

2.1.1 Solução Inicial

O critério utilizado para encontrar a solução inicial (X_{inic}) é mostrado na figura 4. Primeiramente são ligados todos os consumidores diretamente à estação de distribuição, o que seria a pior solução. Isto pode ser visualizado na Figura 4(a). Posteriormente, obtém-se o consumidor mais distante da estação (CD) (Figura 4(a)), e é calculado o ponto mais próximo de CD (PP) (ponto auxiliar ou outro consumidor – Figura 4(a)). Através do cálculo mostrado na Equação (3) é definida qual aresta permanece: se é a ligação entre CD e a estação ou se é a ligação entre CD e o PP.

$$\begin{aligned} DD_{CD} &= 2 * D_{CD} \\ SD_{CDPP} &= D_{CD} + D_{PP} \end{aligned} \quad (3)$$

onde,

- D_{CD} é a distancia entre CD e a estação (Figura 4(a));
- D_{PP} é a distancia entre o PP e a estação (Figura 4(a));
- DD_{CD} é o dobro da distância D_{CD} ;
- SD_{CDPP} é a soma das distâncias D_{CD} e D_{PP} .

Se DD_{CD} for maior que SD_{CDPP} então retira-se a aresta entre CD e a estação e coloca a aresta entre CD e PP. Na iteração posterior, CD passa a ser o próximo consumidor mais distante da estação e assim por diante até que todos os consumidores sejam testados. Quando um ponto PP escolhido for auxiliar, calcula-se o ponto mais próximo deste até que se encontre um consumidor. Na Figura 4(b) observa-se a solução inicial para o exemplo abordado.

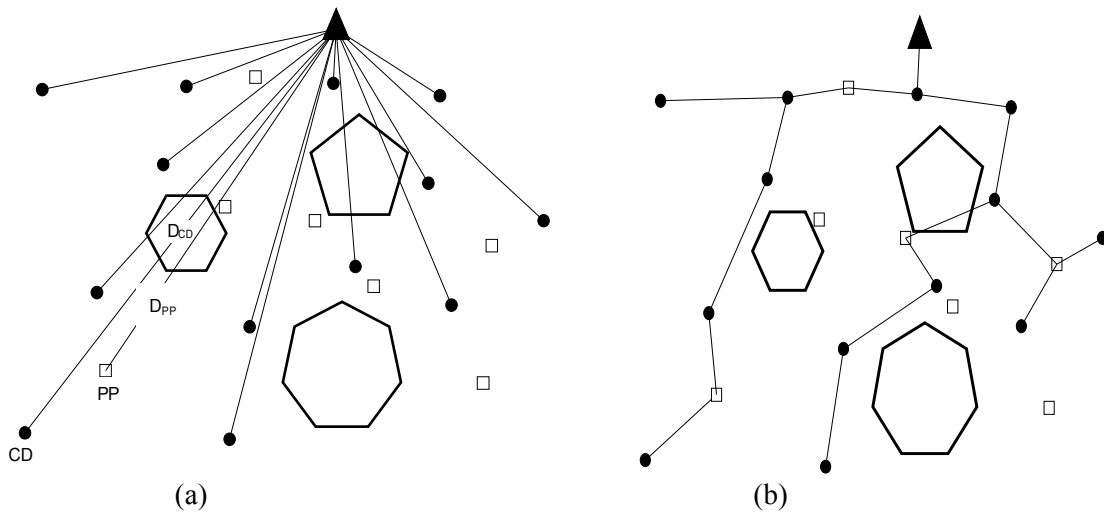


Figura 4 – Método para Solução Inicial (a) Pior Solução e (b) Solução Inicial

2.1.2 Vizinhança

O vizinho é encontrado pela adição de uma ou mais arestas à solução corrente formando, assim, um ciclo conforme visualizado na Figura 5(a). As arestas adicionadas devem pertencer à trajetória definida pela triangulação de Delaunay.

Após a formação do ciclo, é calculado o valor da função objetivo considerando a retirada uma a uma das arestas pertencentes ao ciclo. Não é considerada a retirada das arestas que foram incluídas para completar o ciclo. A exclusão da aresta que apresentar o menor valor da função objetivo passa a ser a solução vizinha da solução corrente. Quando uma aresta excluída tiver em uma de suas extremidades um ponto auxiliar e este ponto auxiliar tiver apenas arestas que fazem parte do ciclo, então a outra aresta que faz parte do ciclo deverá também ser excluída. A Figura 5(b) representa a solução vizinha da solução inicial da Figura 4(b).

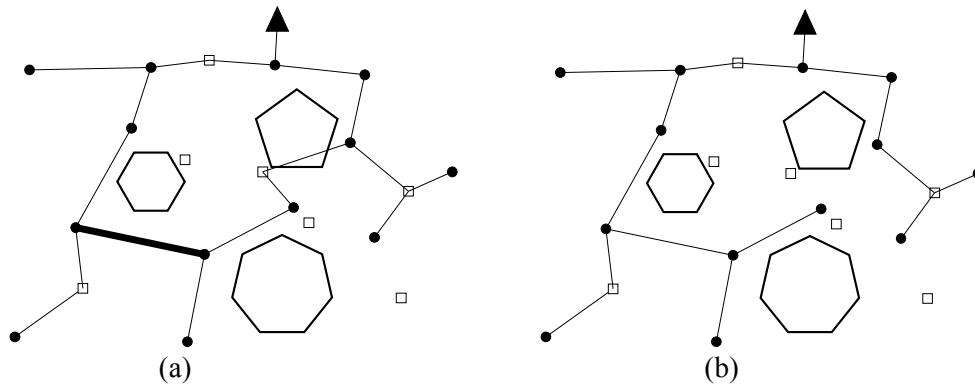


Figura 5 – Configuração do Vizinho (a) Demonstração do Ciclo e (b) Vizinho da Solução Inicial

2.2 Função Objetivo

O objetivo deste trabalho é planejar uma rede de distribuição de energia de maneira ótima considerando as restrições geográficas. Com isso a função objetivo visa minimizar o custo do projeto considerando o comprimento total dos cabos utilizados com os respectivos pesos para cada aresta, conforme a Equação (4).

$$\text{Minimizar } \sum_{k=1} \{ \sqrt{[(x_{k1} - x_{k2})^2 + (y_{k1} - y_{k2})^2]} * \text{peso}[p_{k1}, p_{k2}] \} \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

onde,

- M é a quantidade de arestas de uma solução;
- x são os pontos cartesianos x de cada vértice que compõe a aresta k ;
- y são os pontos cartesianos y de cada vértice que compõe a aresta k ;
- $\text{peso}[p_{k1}, p_{k2}]$ é o peso atribuído à aresta k .

3. Resultados

Os resultados foram obtidos a partir das posições geográficas de 20 consumidores, representados por círculos, e uma estação de distribuição, representada pelo triângulo, conforme ilustra a figura 6(a). Na temperatura inicial T_{inic} implementada pretende-se aceitar em $\phi = 13\%$ das vezes, soluções cujas funções objetivo são até $\mu = 1\%$ piores que a função objetivo da solução inicial cujo valor é igual a $f(X_{inic})$ [5]. Na figura 6(b) observa-se os possíveis caminhos que um consumidor pode estabelecer para ser ligado à estação de distribuição. As arestas destacadas na figura 6(b) representam os caminhos que passam pelos polígonos de restrições. No nosso problema consideramos o peso para estas arestas igual a infinito e para as demais arestas pesos iguais a 1.

A função objetivo implementada está descrita na seção 2.2. Na solução inicial (Figura 7), implementada como descrito na seção 2.1.1, a função objetivo produz um valor de 4,97 km. Com essa solução inicial foi executado o algoritmo SA, descrito na seção 2.1. Através de testes realizados em laboratório, definiu-se os seguintes valores para os parâmetros de calibração do

SA: a cada nível de temperatura REP_{max} foi estabelecido um valor igual a 40 iterações e a condição de parada foi um número fixo de 200 iterações. A temperatura variou conforme a Equação (2) considerando a taxa de variação $\delta = 0.05$. A melhor solução, cujo valor da função objetivo é 3,31Km, pode ser visualizada na Figura 8.

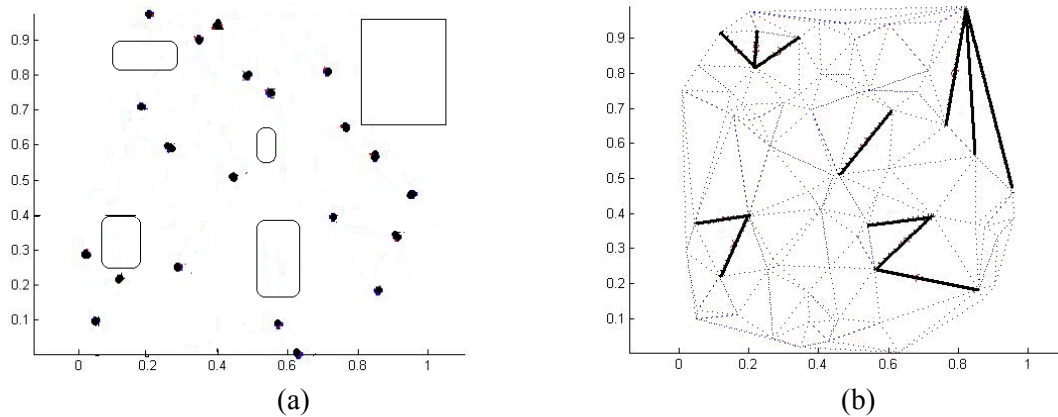


Figura 6 – Problema Implementado (a) Disposição espacial e (b) Possíveis Caminhos

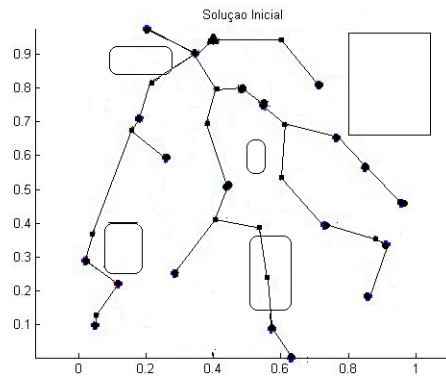


Figura 7 – Solução Inicial do Problema

Esta mesma configuração do problema foi executada 20 vezes para medir a eficiência do algoritmo em encontrar a solução ótima. A Figura 9 apresenta o gráfico das 20 curvas, descrevendo o comportamento do SA em diferentes execuções para a mesma configuração do problema. O gráfico mostra o custo da função objetivo para cada iteração do SA.

Pode-se observar que em todas as execuções o valor da função objetivo obtido na solução inicial decresce rapidamente, aproximadamente na iteração 20 podemos encontrar a solução ótima ou senão uma próxima da ótima.

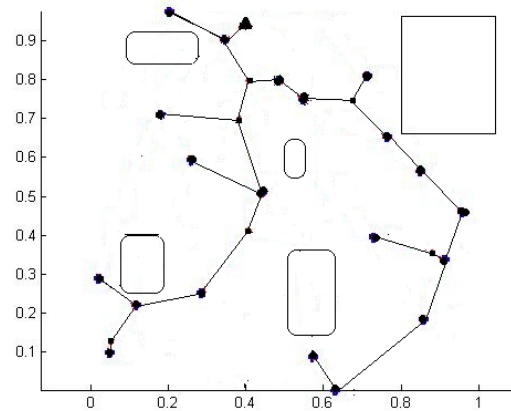


Figura 8 – Melhor Solução

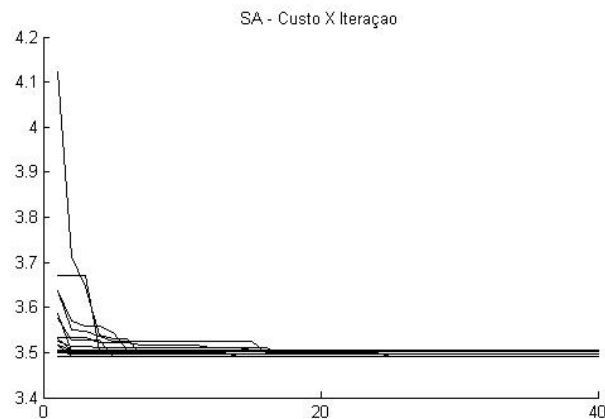


Figura 9 – Desempenho do SA

4. Conclusões

Foi estudado e implementado as diversas técnicas de configuração do SA. Pode-se observar que o algoritmo SA implementado obteve um bom comportamento para resolver problemas de planejamento de RDEE com restrições geográficas, proporcionando uma economia de 33,4% no comprimento total do cabo utilizado (3,31 km) em relação à solução inicial (4,97 km).

Agradecimentos

Agradecemos à Fundação de Apoio a Pesquisa, FUNAPE – UFG, à CAPES e à CELG, pelo suporte financeiro.

Referências

1. V. Cerny, A thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. *J. Optimiz. Theory App.* **45**:41–55, 1985.
2. K. S. Hindi and A. Brameller, Design of low-voltage distribution networks: A mathematical programming method. *Proceedings of the IEE*, 124(1):54–58, 1977.
3. S. Jonnavithula and R. Billington, Minimum cost analysis of feeder routing in distribution system planning. *IEEE Trans. on PD*, pages 1935–1940, 1996.
4. M. Kallmann, H. Bieri and D. Thalmann, Fully Dynamic Constrained Delaunay Triangulations. In: *Geometric Modelling for Scientific Visualization*, Brunnett, G., Hamann, B., Mueller, H., Linsen, L. (Eds.). Springer-Verlag, Heidelberg, Germany, 2003. pp. 241-257. ISBN 3-540-40116-4.
5. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science*, v.220, n. 4598, p.671-680, 1983.
6. E. Masud, An interactive procedure for sizing and timing distribution substations Using optimization techniques. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 93(5):1281–1286, 1974.
7. R. Romero, J. R. S. Mantovani, Introdução a metaheurísticas, Minicurso – III Congresso Temático de Dinâmica e Controle da SBMAC, Campus de Ilha Solteira, 31maio a 3-junho, 2004.
8. S. F. P. Saramago, Métodos de otimização randômica: algoritmos genéticos e “*Simulated Annealing*”, *Notas em Matemática Aplicada: SBMAC*, v. 6, pp. 1-35, São Carlos, SP, 2003.