

基于蚁群算法的配电网网络重构模型及其应用*

甘学涛¹, 宋 喜², 王志刚¹, 马孝义¹

(1 西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100;

2 吴忠市水务局, 宁夏 吴忠 751100)

[摘 要] 采用一种可用于求解一般形式的非凸、非线性约束优化问题的蚁群算法, 以求解配电网网络重构问题。该算法运用了正反馈、分布式计算和贪婪式启发搜索, 不依赖于各种初始参数, 不易陷于局部最优。通过算例分析表明, 与现有各种方法相比, 该算法具有适应性好、计算效率高、优化效果好的优点。

[关键词] 配电网; 网络重构; 数学模型; 蚁群算法

[中图分类号] TM 711

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2005)05-0157-04

自1998年以来, 我国电力部门投入了大量资金用于配电网自动化建设。随着配电系统中硬件设施的逐渐改善, 网络重构作为配电网自动化中的高级应用分析功能日益受到人们的重视, 其原因在于: 网络重构并不需要大量的硬件设施, 却能在故障恢复过程中有效地降低用户停电时间, 在配电系统正常运行时, 能显著降低网损、调节运行馈线的负荷水平、消除馈线过载, 还能有效地改善电压质量。

网络重构是通过选择分段开关、联络开关的开合状态, 来改变网络的拓扑结构, 以达到减少网损、平衡负荷、提高电压质量、实现最佳运行方式的目的。网络重构是一个比较复杂的问题, 它是网络结构的优化, 从数学模型来看, 属于非线性组合优化问题。由于配电网自动化的重要性, 国内外学者已对此展开了大量研究。进入20世纪90年代以来, 现代启发方法逐渐被引入, 包括综合潮流模式和遗传算法^[1~4], 这些优化技术适合于解决纯整数规划和混合规划问题, 能够有效地处理不可微的目标函数, 而且可以通过经验、直觉和判断等来减小搜索空间, 达到快速求解的效果。但是这些算法所优化的目标都是单一的, 要么是降低系统网损, 要么是提高故障恢复中的安全性能, 而没有将网络重构作为一个多目标决策问题加以考虑, 另外这些算法大多未考虑三相负荷的不平衡特性, 因此网络重构问题至今没有得到满意的解决。

蚁群算法^[5~7]是意大利学者Dorigo M等人于

20世纪90年代根据蚂蚁觅食时的行为提出的一种新型模拟进化算法, 它按照启发思想, 通过信息传媒——信息激素(Pheromone)的诱发作用, 逐渐收敛到问题的全局最优解, 该算法运用了正反馈、分布式计算和贪婪式启发搜索, 可用于求解一般形式的非凸、非线性约束优化问题, 不依赖于网络初始状态, 适应性强, 搜索效率高, 与其他几种优化算法相比较, 该算法的寻优能力更加突出, 同时克服了其他优化算法容易陷入局部最优的缺点。作者采用蚁群算法求解配电网网络重构的优化问题, 将配电网网络重构看作是一个多目标非线性的混合优化问题, 试图从安全性和经济性2个方面同时解决重构的综合优化问题。

1 配电网网络重构的数学模型

网络重构主要是为了保证对负荷的正常供电, 既要保证安全性又要考虑经济性。从系统的安全性考虑, 主要是在发生故障时, 要尽可能地恢复更多的负荷供电。从系统的经济性考虑, 主要是降低系统的有功损耗(即网损)。综上所述, 网络重构的数学模型可归纳为:

$$\max \sum (S_{ia} + S_{ib} + S_{ic}) \quad (1)$$

$$\min \sum (R_{ia} \cdot I_{ia}^2 + R_{ib} \cdot I_{ib}^2 + R_{ic} \cdot I_{ic}^2) \quad (2)$$

$$\min \left| \frac{I_{ik} - I_{av}}{I_{av}} \right| \quad (k = a, b, c) \quad (3)$$

* [收稿日期] 2004-07-22

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(50479052); 教育部优秀青年教师资助计划课题(2003-108)

[作者简介] 甘学涛(1978-), 男, 湖北天门人, 在读硕士, 主要从事电气自动化研究。

[通讯作者] 马孝义(1965-), 男, 陕西凤翔人, 教授, 博士生导师, 主要从事农业工程方面的研究。

式中, i, l 分别表示节点和支路; A 为恢复供电的负荷节点集合, B 为所有支路的集合; S_{ia}, S_{ib}, S_{ic} 为节点 i 上 a, b, c 三相负荷; I_{ia}, I_{ib}, I_{ic} 为支路上的 a, b, c 三相电流, I_{av} 为三相平均电流; R_{ia}, R_{ib}, R_{ic} 为支路上的 a, b, c 三相电阻。

2 配电网重构的算法设计与实现

在使用蚁群算法时需将所有约束方程转入目标函数中, 这样在算法的具体搜索过程中就不用考虑约束是否满足的问题, 而直接体现在目标函数中, 因此对于本文的有约束优化问题, 可用常规的罚函数技巧先将问题转化为无约束的优化问题。

对不等式约束, 由于 $g_f(x) \geq 0$ 等价于等式约束: $\max[0, -g_f(x)] = 0$, 于是对一般的非线性约束问题, 可设^[8,9]:

$$T(x, M) = f(x) + M_1 \sum_{e=1}^d [h_e(x)]^2 + M_2 \sum_{f=1}^u \max[0, -g_f(x)]^2 \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \quad h_e(x) = 0, e = 1, 2, \dots, d;$$

$$g_f(x) \geq 0, f = 1, 2, \dots, u$$

式中, $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T$ 为待优化向量, d 和 u 分别为原问题等式约束和不等式约束的个数。 $T(x, M)$ 为罚函数, M_i 为罚因子, 带 M 的项为罚项。

式(4)可行域记为:

$$S = \{x | h_e(x) = 0, g_f(x) \geq 0, e = (1, 2, \dots, d), f = (1, 2, \dots, u)\} \quad (5)$$

为了加速迭代, 文中 M_i 与当前迭代次数 n_c 有关:

$$M_i(K) = \left[\frac{2}{1 + e^{-\frac{\alpha n_c}{T}}} - 1 \right] M_i^0, t = 1, 2 \quad (6)$$

式中, α 为正系数, 用以调节 M_i 的变化速度; M_i^0 为 $M_i(K)$ 的上限; T 为迭代次数上限; 式(6)使 $M_i(K)$ 由 0 逐渐趋于 M_i^0 , 开始罚函数较小, 有助于大范围搜索, 后逐渐变大, 使最终结果即为原问题所求。

令 $F(x) = T(x, M)$, 于是可将本文有约束优化问题转化为无约束问题:

$$\min T(x, M) \quad \text{即} \quad \min F(x) \quad (7)$$

因此, 蚁群算法的算法流程可描述如下^[10~13]:

步骤 1 初始化

当前迭代次数 $n_c = 0$, 在 S 组中取 N 组服从均匀分布的随机数, 给定 N 只蚂蚁的初始位置, 形成初始蚁群 $C^0: C^0 = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T, x_i \in S$ 。

初始化信息密度矩阵 $\tau_{N \times N}, \tau_{ij} = \tau_0, \tau_0$ 为一小正数。

设 $b(i)$ 为位置 i 的蚂蚁数目, 初始时: $b(i) = 1, (i = 1, 2, \dots, N)$

初始化蚂蚁可见域 $D(k)$, 当

$$x_i - x_j \leq \tau_{ij} D(k) \quad (8)$$

时, 蚂蚁 i, j 可互相移动至对方位置。 $D(k)$ 与迭代次数 n_c 有关, 本文采用

$$D(k) = 2 \left[1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{\alpha n_c}{T}}} \right] D_0 \quad (9)$$

式中, D_0 为可见域上限, 其余同式(6)。 式(9)使蚂蚁开始能大范围搜索, 再逐步精细化。

步骤 2 搜索策略

对于蚂蚁位置 $i(i = 1, 2, \dots, N)$, 当 $b(i) \geq 1$ 时形成集合 A_i :

$$A_i = \{x_j | x_i - x_j \leq \tau_{ij} D(k)\} \quad (10)$$

当 $A_i \neq \Phi$ 转步骤 3, 否则转步骤 4 (Φ 为空集)。

步骤 3 转移策略

设 A_i 中元素个数为 m , 计算:

$$\eta_j = F(x_i) - F(x_j), x_j \in A_i \quad (11)$$

$$l = \frac{1}{m} \left[\frac{1}{1 + e^{-\frac{\alpha \eta_j}{T}}} - 1 \right] \sum_{x_j \in A_i} \eta_j \quad (12)$$

令 $\eta_j = |\min(\eta_j)|, G = (1 + \epsilon) \eta_{j \min}, \epsilon$ 为一小正数。

定义转移概率:

$$P_0 = \frac{(l + G)^{r_1} \left[\frac{1}{m} \sum_{x_j \in A_i} \tau_{ij} \right]^{r_2}}{\sum_{x_j \in A_i} (\eta_j + G)^{r_1} (\tau_{ij})^{r_2} + (l + G)^{r_1} \left(\frac{1}{m} \sum_{x_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^{r_2}} \quad (13)$$

$$P_{ij} = \frac{(\eta_j + G)^{r_1} (\tau_{ij})^{r_2}}{\sum_{x_j \in A_i} (\eta_j + G)^{r_1} (\tau_{ij})^{r_2} + (1 + G)^{r_1} \left(\frac{1}{m} \sum_{x_j \in A_i} \tau_{ij} \right)^{r_2}} \quad (14)$$

式中, r_1, r_2 为常数, 取 $r_1 = r_2 = 1$ 。

由式(13)和(14)得:

$$P_0 + \sum_{x_j \in A_i} P_{ij} = 1 \quad (15)$$

随着 $F(x_j)$ 的减少, τ_{ij} 增大, P_{ij} 为进行邻域搜索的概率, 与可见域中蚂蚁对应目标函数的平均值及当前迭代次数有关。

对 P_0, P_{ij} 进行赌轮选择, 以选择不同的修正规则:

若选中某一 P_{ij} , 则执行修正规则 1。

修正规则 1: x_i 处蚂蚁转向 x_j 处, $\Delta\tau_{ij} = P_{ij}$, $b_i = b_i - 1$, $b_j = b_j + 1$, $x_i \leftarrow x_j$, 转向步骤 5。

修正规则 2: 在 x_i 邻域中用优化算法进行搜索, 邻域定义为:

$$S_{xi} = \{Y \mid x_i - Y \leq \beta\tau_{ij}D(k) \cap S\} \quad (16)$$
式中, β (0, 1) 为系数。

设搜索结果为 Y , 则 $x_i \leftarrow Y$ 。

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{\{[F(x_i) - F(Y)] + G\}^{\tau_1} (\frac{1}{m} \sum_{x_j \in S_{xi}} \tau_{ij})^{\tau_2}}{\sum_{x_j \in S_{xi}} (\eta_j + G)^{\tau_1} (\tau_{ij})^{\tau_2}} \quad (17)$$

转向步骤 5。

修正规则 3: $x_i \leftarrow Y$, $\Delta\tau_{ij} = r$, $x_j \leftarrow A_i$

式中, r 为常数。

步骤 4 直接邻域搜索

搜索域同式(17), 设搜索结果为 Y , 则执行修正规则 3。

步骤 5 修正信息密度矩阵:

$$\tau_{ij}(K + 1) = \rho\tau_{ij}(K) + \Delta\tau_{ij} \quad (18)$$

式中, ρ 为信息密度蒸发系数, ρ (0, 1)。

步骤 6 统计结果

对所有 $x_i \in C^k$, 都完成一次移动, 统计结果为:

若不满足接受条件, 取消本次迭代步骤 2, 3, 4 的结果, 转步骤 2; 若连续多次迭代蚁群统计结果不变, 则对蚁群加以扰动, 本文采用扰动为扩大可见域和邻域的搜索范围, 多次扰动无效则输出结果; 若 $n_c < T$, $n_c = n_c + 1$ 时, 转步骤 2, 否则输出结果。

3 算例与分析

算例取自文献[5], 是一个 12.66 kV 的配电网络, 有 69 个节点, 74 条线路, 5 个联络开关, 总负荷为 3 802.19 kW + j 2 694.6 kvar。用蚁群算法计算结果见表 1。算法中参数如下: 取蚁群中蚂蚁数为 $N = 40$, 初始信息密度 $\tau_0 = 1.0$, 迭代次数上限 $T =$

500, 直接邻域搜索中信息密度矩阵修正常数 $r = 0.08 \sim 0.4$, $\rho = 0.7$, $\alpha = 5$ 。

表 1 配电网络重构优化结果

Table 1 Results of distribution network reconfiguration Optimal

测试次数 Time	网损/kW Network loss	U_{min}/U_N
测试 1 Test 1	100.93	0.937
测试 2 Test 2	100.27	0.941
测试 3 Test 3	100.48	0.935
测试平均值 Mean	100.56	0.938
重构前 Before reconfiguration	225.71	0.897

对比表 1 中重构前与用蚁群算法测试的平均值可以看出, 采用蚁群算法对配电网络进行重构后, 网损大幅度下降, 最低节点电压升高了。可见用蚁群算法对配电网络进行重构优化后, 配电网络的安全性、经济性均得到了提高, 使配电网络重构能兼顾经济性和安全性, 克服了以往算法不能兼顾经济性和安全性的弱点。算例表明, 采用蚁群算法对配电网络进行重构是行之有效的。

4 结 论

网络重构是配电网络降低网损、平衡负荷、提高电压质量、实现最佳运行方式的主要措施。配电网络重构的优化是一个复杂非线性混合规划问题。本文建立的融配电网络重构安全性和经济性于一体的数学模型, 可以克服现有方法的不足, 实现网络重构的整体优化。

利用蚁群算法进行配电网络重构优化的计算方法不依赖于各种初始参数, 不易陷于局部最优, 具有适应性好、计算效率高、优化效果好的优点。利用其进行配电网络重构的优化, 能降低网损, 平衡负荷, 改善电压质量, 提高供电的经济性和安全性, 可作为配电网络自动化管理的配套软件。

[参考文献]

[1] Peponis G J, Papadopoulos M P, Hatziaargyriou N D. Distribution network reconfiguration to minimize resistive line losses[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1995, 10(3): 1338- 1342

[2] 刘 莉, 陈学允. 基于模糊遗传算法的配电网络重构[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(2): 66- 69

[3] 雷健生, 邓佑满, 张伯明. 综合潮流模式及其在配电系统网络重构中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(1): 57- 62

[4] 熊 浩, 罗日成. 免疫遗传算法在配电网重构中的应用[J]. 长沙电力学院学报, 2003, 18(3): 47- 50

[5] Dorigo M, Dicarò G, Gambardella L M. Ant algorithm for discrete optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(2): 137- 172

- [6] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 29- 41.
- [7] Dorigo M, Car G D. Ant colony optimization: a new metaheuristic[C]. Washington D C: Proceeding of the 1999 congress on Evolutionary Computation, 1999. 1470- 1477.
- [8] 赵 静, 但 琦. 数学建模与数学实验[M]. 北京: 高等教育出版社, 施普林格出版社, 2000.
- [9] 施光燕, 董加礼. 最优化方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 1984.
- [10] 熊伟清, 余舜浩, 赵杰煜. 具有分工的蚁群算法及应用[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(3): 328- 333.
- [11] 林昭华, 侯云鹤, 熊信良, 等. 广义蚁群算法用于电力系统无功优化[J]. 华北电力大学学报, 2003, (3): 6- 9.
- [12] 甘学涛, 马孝义, 王志刚. 基于蚁群算法的配电网综合优化方法[J]. 水力发电, 2004, (11): 65- 67.
- [13] 陈 凌, 秦 玲, 陈宏建, 等. 具有感觉和知觉特征的蚁群算法[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(10): 1418- 1425.

Model reconfiguration of distribution network and its application based on ant colony optimization

GAN Xue-tao¹, SONG Xi², WANG Zhi-gang¹, MA Xiao-yi¹

(1 College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 Department of Wuzhong Water Resources, Wuzhong, Ningxia 751100, China)

Abstract: A new versatile optimization algorithm called ant colony optimization is adopted to solve distribution network reconfiguration problems. The positive feedback, distributed computation and the constructive greedy heuristic are used in the algorithm to solve the discontinuous, nonconvex, nonlinear constrained optimization problems. The algorithm doesn't rely on the initial data and doesn't easily fall into the part best. The example shows that the algorithm can greatly decrease network loss, improve power quality and increase the economy and safety of power supply, and the optimization effect is better. Therefore the algorithm for this problem is versatile, robust and efficient.

Key words: distribution network; network reconfiguration; math model; ant colony optimization