

# 基于蚁群算法的配电网 综合优化方法

甘学涛,马孝义,王志刚

(西北农林科技大学,陕西 杨凌 712100)

**关键词:** 配电网;综合优化;网络重构;蚁群算法

**摘要:** 配电网综合优化是改善电压质量、降低网损、实现配电网自动化的重要环节,针对现有配电网综合优化算法的不足,建立了融配电网重构和电容器投切于一体的配电网综合优化数学模型,提出了基于蚁群算法的配电网综合优化计算新方法,新算法不依赖各种初始参数,不易陷于局部最优,通过实例分析表明,新算法与现有各种方法相比,具有适应性好、计算效率高、优化效果好的优点。

## Application of ant colony optimization to optimal coordination of distribution network

Gan Xue-tao, Ma Xiao-yi, Wang Zhi-gang

(Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry, Yangling Shanxi 712100)

**Key words:** distribution network; the optimal coordination; network reconfiguration; ant colony optimization

**Abstract:** Optimal coordination of distribution network is important measure to decrease network loss and ensure safe and economic operation in power distribution automation. This essay establish a math model about optimal coordination of distribution network, the model include network reconfiguration and capacitor switching and make the two sides into together. A new versatile optimization algorithm called ant colony optimization is adopted. The optimal coordination problem of distribution network can be solved by the algorithm. The algorithm don't rely on the initial data and don't easy fall into the part best. The example show that the algorithm can greatly decrease network loss, improve power quality and increase the economy and safety of power supply, the optimization effect is better. The algorithm for this problem is versatile, robust and efficient.

中图分类号: TM711

文献标识码: A

配电网综合优化是配电网自动化的重要环节,它是通过网络重构和电容器投切的优化来实现的。网络重构通过选择分段开关、联络开关的开合状态,改变网络结构,以达到减少网损、平衡负荷、提高电压质量的目的;电容器投切即改变电容器的投切组数,通过改变网络参数,可以改善电压质量,实现配电网无功补偿,降低网损。在配电网综合优化中,二者相互影响,不能简单地分解成最优网络重构和最优电容器投切的<sup>[1]</sup>。

蚁群算法是意大利学者 M.Dorigo 等人于 20 世纪 90 年代提出的一种新型模拟进化算法<sup>[2-4]</sup>,它是模仿蚂蚁觅食时的行为,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。蚁群算法运用了正反馈、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,该算法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,同时克服了其他算法容易陷入局部最

优的缺点。下面将采用蚁群算法求解配电网的综合优化问题,将配电网综合优化看作是一个多目标非线性的混合优化问题,从整体上解决重构和投切的综合优化问题。

## 1 配电网综合优化的数学模型

配电网综合优化包含网络重构优化和电容器投切优化两个方面,可以将其看作是一个多目标非线性的混合优化问题。它的数学模型中控制变量可以分为两类:一类是开关状态变量,采用 0-1 离散量,它决定着网络的拓扑结构;另一类是

收稿日期:2004-08-23

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资助项目(2003-108)

作者简介:甘学涛(1978—),男,湖北天门人,硕士研究生,主要从事电气自动化的研究;马孝义(1965—),男,陕西凤翔人,教授,博士,博士生导师,主要从事农村电气化与自动化方面的研究。

电容器投切组数,是介于0和最大投切数之间的整数,其数值的大小决定着节点的无功补偿量。当系统负荷和节点电压给定时,系统的运行状态将由控制变量决定。

以网损最小为目标函数的配电网综合优化数学模型<sup>[5,6]</sup>如下:

$$\text{目标函数: } \min f(X) = \sum_{i=1}^b k_i r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \quad (1)$$

$$\text{约束条件: } P_{i+1} = P_i - r_i \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} - P_{h,i+1} \quad (2)$$

$$Q_{i+1} = Q_i - X_i - \frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} Q_{h,i+1} + Q_{c,i+1} \quad (3)$$

$$U_{a+1} = U_a - \sqrt{Q_i^2 + X_i^2} \sqrt{\frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2}} \quad (4)$$

$$U_{\min} \leq U_a \leq U_{\max} \quad (5)$$

$$S_a \leq S_{\max} \quad (6)$$

$$S_t \leq S_{\max} \quad (7)$$

式中,将开关状态变量和电容器投切组数变量同时作为控制变量,支路上开关 $f \in (1, b)$ , $b$ 为支路数; $k_i$ 为开关 $f$ 的状态变量,是0-1离散量,0代表打开,1代表闭合; $r_i$ 为支路的电阻; $x_i$ 为支路的电抗; $P_i, Q_i$ 为支路 $f$ 末端流过的有功和无功功率; $U_a, U_{\min}$ 和 $U_{\max}$ 为节点 $a$ 电压的计算值、最小值和最大值; $Q_{ca}$ 为节点 $a$ 处投入的电容器容量,由 $k_i$ 控制; $P_{ha}, Q_{ha}$ 为节点 $a$ 处负荷的有功和无功功率; $S_t, S_{\max}$ 为变压器 $t$ 流出的功率及最大容许功率,若变压器 $t$ 有若干条馈线, $S_t$ 则为这些馈线根节点处的功率之和。(2)~(4)式为潮流方程,(5)~(7)式分别对应电压约束、支路过载约束、变压器过载约束。由上可知,综合优化的目标函数和约束函数都是非线性的。

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。

对于不等式约束,由于 $g_\lambda(X) \geq 0$ 与等式约束 $\max(0, -g_\lambda(X)) = 0$ 等价,于是对一般的非线性约束问题,罚函数可设为:

$$T(X, M) = f(X) + M_1 \sum_{\mu=1}^d [h_\mu(X)]^2 + M_2 \sum_{\lambda=1}^u \max[0, -g_\lambda(X)]^2 \quad (8)$$

约束条件: $h_\mu(X) = 0 \quad \mu = 1, 2, \dots, d$  为等式约束

$g_\lambda(X) \geq 0 \quad \lambda = 1, 2, \dots, u$  为不等式约束

式中, $X = \{k_1, k_2, \dots, k_b\}^T$ 为数学模型中待优化变量; $d$ 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; $M_1, M_2$ 为罚因子,带 $M_1, M_2$ 的项为罚项。

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:

$$\min T(X, M), \text{ 即 } \min F(X) \quad (9)$$

## 2 配电网综合优化的算法设计与实现

### 2.1 蚁群算法的基本原理

当蚂蚁发现食物源后,从其窝巢到食物源的所有可能路径上,均会有蚂蚁通过并留下它们特有的分泌物——信息激素,使其他蚂蚁能够察觉并由此影响他们以后的行为。当某些路径较短时,则蚂蚁从窝巢到食物源后再返回到窝巢的时间就短,从而在相同的时间内这些路径上通过的蚂蚁会越来越

多,其留下的信息激素轨迹也会越来越多,使信息激素强度增大(当然也会随时间的推移而减弱),由于其后面的蚂蚁要根据前面走过的蚂蚁所留下的分泌物的多少选择其要走的路径,一条路径上的分泌物越多,后面的蚂蚁选择该路径的概率也越大,从而更增加了该路径的信息激素强度,最后通过蚂蚁的不断再搜索它们能搜索出一条最短路径。这种选择过程被称之为蚂蚁的自催化行为,也被称作增强型学习系统。

根据蚂蚁这种特有的觅食机制,M.Dorigo提出了蚁群算法,该算法可用于求解一般形式的非凸、非线性约束优化问题,它运用了正反馈、分布式计算和贪婪式启发搜索。它的优点主要体现在:①其原理是一种正反馈机制或称作增强型学习系统,它通过信息激素的不断更新达到最终收敛至最优路径上;②它是一种通用型随机优化方法,但蚁群算法中的人工蚂蚁决不是对实际蚂蚁的简单模拟,而是加入了人工智能;③它是一种分布式的优化方法,不仅适合当前的串行计算机,而且适合未来的并行计算机;④它是一种全局优化方法,不仅可用于求解单目标优化问题,而且可用于求解多目标优化问题。蚁群算法具有很强的发现较好解的能力,不容易陷入局部最优。这是因为该算法不仅利用正反馈原理,在一定程度上可以加快进化过程,而且是一种本质并行的算法,个体之间不断进行信息交流和传递,有利于发现较好解。单个个体容易收敛于局部最优;而多个个体通过合作,很快收敛于解空间的某一子集,有利于对解空间的进一步探索。

### 2.2 蚁群算法系统模型

为了模拟实际蚂蚁的行为,首先引进如下符号: $m$ ,蚁群中蚂蚁数量; $\eta_{ij}$ ,边弧 $(i, j)$ 的能见度; $\tau_{ij}$ ,边弧 $(i, j)$ 的轨迹强度; $\Delta\tau_{ij}^k$ ,蚂蚁 $k$ 在边弧 $(i, j)$ 上留下的单位长度轨迹信息激素数量; $P_{ij}^k$ ,蚂蚁 $k$ 的转移概率,与 $\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta$ 成正比; $Q$ ,体现蚂蚁所留轨迹强度数量的一个常数; $\alpha$ ,轨迹的相对重要性( $0 \leq \alpha \leq 5$ ); $\beta$ ,能见度的相对重要性( $1 \leq \beta \leq 5$ ); $\rho$ ,轨迹的持久性( $0 \leq \rho \leq 1$ ), $(1-\rho)$ 可理解为轨迹衰减度<sup>[7,8]</sup>。

能见度 $\eta_{ij} = F(X_{ki}) - F(X_{kj})$ 即目标函数差异值。能见度的值决定着 $i$ 节点的蚂蚁 $ki$ 是否按转移概率 $P_{ij}^k$ 从其邻域移至 $j$ 节点的蚂蚁 $kj$ 的邻域。

根据具体算法的不同, $\Delta\tau_{ij}^k$ 的表达式不同,最基本的是:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{F(X_k)} & (i, j) \text{ 在最优路径上} \\ 0 & (i, j) \text{ 不在最优路径上} \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{轨迹强度的更新方程: } \tau_{ij}^{\text{new}} = \rho\tau_{ij}^{\text{old}} + \sum_k \Delta\tau_{ij}^k \quad (11)$$

蚁群算法的系统模型可描述为:初始时刻,各条路径上信息量相等,设 $\tau_{ij}(0) = C$ ( $C$ 为常数),蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$ 在运动过程中,根据各条路径上的信息量决定转移方向。转移概率为:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{j \in A_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)} & j \in A_k \\ 0 & j \notin A_k \end{cases} \quad (12)$$

其中, $A_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - B_k$ ,表示蚂蚁 $k$ 下一步允许选择的节点; $B_k$ 表示蚂蚁 $k$ 当前所走过的节点,集合 $B_k$ 随着进化过程

表1 优化结果

状态	网损/kW	$U_{\min}/U$	打开开关集合	电容器投切组数/组		
				18 节点	47 节点	52 节点
优化前初始状态 E'	225.71	0.897	14~90 38~48 26~54 12~20	0	0	0
优化前初始状态 E	150.01	0.927	14~90 38~48 26~54 12~20	5	4	33
单一重构优化	100.81	0.933	50~51 13~14 44~45 12~20	0	0	0
单一投切优化	148.01	0.929	14~90 38~48 26~54 12~20	6	11	33
综合优化	70.39	0.967	51~52 15~16 40~42 12~20	6	10	25

作动态调整。经过  $n$  个时刻,蚂蚁完成一次循环,各条路径上信息量要根据下式调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho\tau_{ij}(t) + (1-\rho)\Delta\tau_{ij} \quad (13)$$

其中,  $\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$  中,  $\Delta\tau_{ij}^k$  表示本次循环中边弧  $(i,j)$  上的信息量增量。

### 2.3 算法流程

蚁群算法的主要步骤叙述如下:

(1)取  $m$  只蚂蚁随机置于  $n$  个节点上,  $n_c=0$  ( $n_c$  为迭代次数),各  $\tau_{ij}$  和  $\Delta\tau_{ij}$  初始化;

(2)将各蚂蚁的初始出发点置于当前解集  $B_k$  中,计算  $\eta_{ij}$ , 对第  $k$  个蚂蚁 ( $k=1,2,\dots,m$ ),按转移概率移动蚂蚁,并嵌入邻域搜索机制,即当  $\eta_{ij}>0$  时,  $i$  节点的蚂蚁  $ki$  按概率  $P_{ij}^k$  从其邻域移至  $j$  节点的蚂蚁  $kj$  的邻域,将节点  $j$  置于当前解集  $B_k$  中;否则,蚂蚁做自身的邻域搜索,试图寻找更好的解;

(3)计算各蚂蚁的目标函数值  $F(X_k)$  ( $k=1,2,\dots,m$ ),记录当前的最好解;

(4)计算  $\Delta\tau_{ij}^k$  并按更新方程(12)修改轨迹强度,并计算转移概率  $P_{ij}^k$ ;

(5)对各边弧  $(i,j)$ ,置  $\Delta\tau_{ij}$  为 0,置  $n_c$  为  $n_c+1$ ;

(6)若  $n_c<T$  ( $T$  为预定的迭代次数上限),  $n_c=n_c+1$  转步骤 2;若  $n_c>T$  或连续迭代蚁群统计结果不变,则输出结果。

算法的复杂度为  $O(n_c \cdot m \cdot n^2)$ 。

### 3 算例与分析

以文献[9]所采用的配电系统为例(原始数据见文献[9]),其中 E 和 E' 是该配电系统的两个不同算例,差别仅在于 E' 的电容器容量初始值为零,而 E 的电容器容量初始值不为零。用蚁群算法优化结果见表 1。算法中参数如下:取蚁群中蚂蚁数为  $m=20$ ,迭代次数上限  $T=500$ ,  $0 \leq \alpha \leq 5$ ,  $1 \leq \beta \leq 5$ ,  $0.1 \leq \rho \leq 0.99$ ,  $\rho$  取 0.7 左右为佳,  $10 \leq Q \leq 10\,000$ 。

文献[9]中对应同一系统两种不同初值条件下的优化结果分别为 74.2 kW、71.51 kW,  $U_{\min}/U$  分别为 0.963、0.965,可见本算法进行综合优化要好于交替迭代法;文献[5]中采用模糊遗传算法得出综合优化网损为 71.23 kW,  $U_{\min}/U$  为 0.956,与本文结果近似,本文结果略优。

从以上可以看出,用蚁群算法求解配电网络综合优化问题,可以得出与当前通用优化算法近似的结果,该算法不依赖

于网络初始状态,不易陷于局部最优,适应性强,搜索效率高。从综合优化结果来看,打开的开关集合并不等同于网络重构对应的优化结果,电容器的投切组数也不等同于电容器优化投切结果。可见,网络重构和电容器投切的综合优化是一个比较复杂的问题,不能简单地分解成最优重构和最优投切的叠加。

### 4 结论

配电网络综合优化是一个复杂非线性混合规划问题,现有的各种方法将网络重构优化和电容器投切优化分别进行单独优化,难以反映网络重构优化和电容器投切优化之间的相互联系及影响,不能达到整体优化的目的。本文建立的数学模型,将网络重构和电容器投切融为一体进行综合优化,可以克服现有方法的不足,实现配电网络的整体优化。利用蚁群算法进行配电网络综合优化具有不依赖于各种初始参数、不易陷于局部最优、适应性好、计算效率高、优化效果好的优点,还能降低网损,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, Hatzargyriou N D. Distribution network reconfiguration to minimize resistive line losses[J]. IEEE Trans. On Power Delivery, 1995, 10(3): 1338-1342.
- [2] Dorigo M, Maniezzo V, Colomni 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.
- [3] Dorigo M, Car G D. Ant colony optimization: a new metaheuristic[C]. Proceeding of the 1999 congress on Evolutionary Computation, Washington, D C, USA, 1999: 1470-1477.
- [4] Dorigo M, Di Caro G, Gambardella L M. Ant Algorithm for Discrete Optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(2): 137-172.
- [5] 刘莉, 宛力, 陈学允. 模糊遗传算法在配电网络综合优化中的应用[J]. 电力自动化设备, 2001, 21(1): 14-16.
- [6] 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.
- [7] 陈凌, 秦玲, 陈宏建, 徐晓华. 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.
- [8] 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.
- [9] 邓佑满, 张伯明, 王洪璞. 配电网络重构和电容器投切的综合优化算法[J]. 电力系统自动化, 1996, 20(5): 5-9.