

# 基于改进双种群蚁群算法的无功优化研究

韩芳<sup>1</sup>, 周忠勋<sup>1</sup>, 孙毅<sup>2</sup>

(1. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 齐齐哈尔电业局, 黑龙江 齐齐哈尔 161000)

**摘 要:** 针对电力系统无功优化多变量、多约束、非线性的特点, 提出一种新的改进双种群蚁群算法。基本蚁群算法在众多优点之外也存在着搜索时间长, 容易出现停滞等缺点。因此在基本蚁群算法的基础之上, 引入双种群独立搜索, 进行信息交流, 较大概率的打破了单一蚁群搜索的停滞状态, 保证了算法中解的多样性, 提高了全局收敛能力。并在蚁群算法的信息素更新策略和参数上做出进一步的改进应用于无功优化。通过对 IEEE30 节点算例进行仿真计算以及与现有算法进行比较, 验证算法的有效性。

**关 键 词:** 电力系统; 无功优化; 蚁群算法; 改进方法

**中图分类号:** TM 711

**文献标识码:** A

电力系统无功优化是保证电力系统安全、经济和稳定运行的最重要手段之一<sup>[1]</sup>。鉴于无功优化问题的目标函数、约束条件、控制变量和状态变量之多, 使之在电力系统的分析计算中存在着许多难点, 到目前为止还没有一个完全行之有效的解决方法解决所有问题, 只能尽可能的寻找收敛速度快、收敛精度高的优化方法来分析计算最优解。

求解无功优化问题的最优方法大致可分为两大类, 一类为: 传统优化方法; 另一类为: 智能优化方法<sup>[2]</sup>。智能优化方法是目前人们研究无功优化的主流方向, 在众多优化方法中发现蚁群算法在解决多变量、非线性、不连续、多约束的问题时具有其独特的优越性。蚁群算法通过释放的信息素的累积和更新而收敛于最优路径, 具有较强的鲁棒性、并行分布式计算、正反馈、全局收敛能力等特性, 但初期信息素匮乏、导致算法速度较慢。而遗传算法具有快速全局搜索能力, 为了克服算法缺陷, 形成优势互补。本文把改进的遗传蚁群算法应用于无功优化的研究。

## 1 蚁群算法的简介及其改进方法

### 1.1 蚁群优化算法

蚁群算法 (Antcolony algorithm) 是 20 世纪 90 年代才提出的一种新型的模拟蚁群行为的算法, 是由意大利 A. Colomi 和 M. Dorigo 首先提出来的<sup>[3]</sup>。

蚁群算法<sup>[4-5]</sup>通过模拟蚂蚁寻找食物并回到巢穴的方法来求解问题。每只蚂蚁在候选解的空间中独立地进行搜索解, 并在前进途中留下一信息素 (pheromone), 通过留下的这种信息素与其它蚂蚁进行交流、合作, 以找到较短路径。经过某一路径的蚂蚁越多, 路径上释放的信息素的强度就越大。蚂蚁选择下一路径时就倾向于选择信息素强度大的方向。这样就会有更多的蚂蚁选择这条路, 这条路径上的信息素的强度就会越来越大, 选择这条路径的蚂蚁也会越多, 从而收敛于最优路径。

现以经典的  $n$  个城市的旅行商问题来阐述蚁群算法的基本原理。一个旅行商从某个城市出发, 访问

各城市一次且仅有一次,最后回到出发城市,要求找到一条最短的巡回路径。我们假设蚂蚁的数量为  $m$ ;  $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)$ , 表示城市  $i$  与  $j$  间的距离;  $\eta_{ij}$  表示边  $ij$  的能见度, 反映由城市  $i$  转移到城市  $j$  的启发程度, 其值定为:  $1/d_{ij}$ ;  $\tau_{ij}$  表示边上的信息素轨迹强度;  $\Delta\tau_{ij}$  表示蚂蚁  $k$  在边  $ij$  上留下的单位长度轨迹信息素量;  $p_{ij}^k$  表示蚂蚁  $k$  在城市  $i$  选择城市  $j$  的转移概率。各路径上初始信息素的量相等:  $\tau_{ij} = c$  ( $c$  为非零常数)。

### (1) 路径选择策略

蚂蚁  $k$  在运动的过程中根据各条路径上的信息素量决定转移方向, 蚂蚁  $k$  在城市  $i$  选择城市  $j$  的转移概率定义为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} & j \in allowed_k, \\ 0 & otherwise. \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息和启发信息在蚂蚁选择路径中的相对重要性。禁忌表  $tabu_k(k = 1, 2, \dots, n)$  记录了蚂蚁  $k$  已经走过的城市, 并且随着进行在不断动态调整;  $allowed_k = \{1, 2, \dots, n\} - tabu_k$  表示蚂蚁下一路径可供选择的城市集。

### (2) 信息素更新策略

经过  $n$  个城市的遍历, 蚂蚁完成一次循环, 各路径上信息素量根据下式调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \times \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}, \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k, \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{当第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \text{ 时,} \\ 0 & \text{其他.} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\rho$  为信息素挥发系数;  $(1 - \rho)$  为信息素轨迹的残留因子;  $L_k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中所走路程的长度;  $Q$  是常数为信息素强度。

## 1.2 改进双种群蚁群算法

基本的蚁群算法在寻优搜索过程中也存在着搜索时间长, 容易出现停滞现象, 而且当问题规模较大时还可能陷入局部最优解等缺陷。为了提高收敛速度和求解质量, 通过对蚁群算法的深入学习和研究, 本文提出以下几点改进方法。

### 1.2.1 设定双种群 $A$ 和 $B$ 提高全局收敛

在蚁群优化算法中, 对于单一蚁群, 搜索路径上留下的信息素会随算法的进行而趋于一致, 容易出现停滞陷入局部最优解。设定双种群蚁群  $A$  和  $B$  各自独立的搜索解空间, 在搜索过程中, 蚁群  $A$  和  $B$  的信息素的分布存在差异, 寻求的优质解也不尽相同。在种群  $A$ 、 $B$  间进行信息的交流, 以较大概率的打破单一蚁群搜索的停滞状态, 保证算法中解的多样性, 尽量避免陷入局部最优解的可能性, 提高全局收敛能力。

信息的交换主要是通过定期交换两种群优质路径的信息素。信息素过于频繁的交换会使算法接近单种群算法, 延长搜索时间。但交换次数过少会影响双种群优势的发挥。确定合适的若干次迭代次数后进行优质回路的信息素交换。

### 1.2.2 单一蚁群内部改进信息素更新策略

蚂蚁  $k$  从城市  $i$  选择哪一城市作为下一行走路径取决于转移概率  $p_{ij}^k$  值, 而  $p_{ij}^k$  的值又由路径上的信息素的强度决定, 即取决于信息素的更新机制。公式(2)(3)(4) 是基本的信息素更新的公式。完成一次搜索过程后, 在信息素更新之前, 对蚂蚁搜索到的路径  $L_k$  进行采集记录。对于  $m$  只蚂蚁第  $p$  次搜索, 建立一个搜索路径集合  $C_p$ , 并且求出  $p$  次搜索路径的加权平均值  $L_{wp}$ 。在基本蚁群算法的中, 信息素强度  $Q$  是常数, 第  $k$  只蚂蚁在路径  $ij$  释放的信息素浓度取决于路径的长度。为了提高搜索速度更快的寻出最优解, 本文提出一种新的改进方法。对于搜索到的不同的路径有差别的选取信息素强度, 即对于较优路径

适当增大释放的信息素强度,反之则减小,自适应的调整信息素强度。本文定义一个自适应系数 $\mu$ 数,令 $\mu = \frac{L_{wa}}{L_k}$ ,将公式(4)改进方法为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\mu Q}{L_k}, & \text{当第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \text{ 时,} \\ 0 & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

通过改进可以一定幅度的增强短路径的信息素强度,减弱长路径的信息素强度,从而加快收敛速度,快速寻出最优解。

### 1.2.3 单一蚁群内部改进挥发系数 $\rho$

本文对挥发系数 $\rho$ 作自适应调整,将 $\rho$ 定义为时间的函数 $\rho(t) = \rho_0 - \Delta\rho$ ,其中 $\Delta\rho$ 取0.005 随着时间的增加逐渐有微小递减量,减弱信息正反馈的作用,提高搜索的随机性和全局寻优能力,可以避免蚁群出现停滞陷入局部最优解。

## 2 基于改进双种群蚁群算法的无功优化

### 2.1 无功优化的数学模型

电力系统无功优化<sup>[6]</sup>是指当系统有功负荷、有功电源及有功潮流分布已经给定的情况下,通过优化计算确定系统中某些控制变量的值,以找到的在满足所有约束条件的前提下,使系统的某一个或多个性能指标达到最优时的运行方式。

以系统网络损耗最小为目标函数,以罚函数形式处理节点电压越限及发电机无功出力越限情况,数学模型为:

$$\min f(x_1, x_2) = \min \left[ P_{\text{loss}} + \lambda_1 \sum_{\alpha} \left( \frac{V_i - V_{\text{lim}}}{V_{\text{imax}} - V_{\text{imin}}} \right)^2 + \lambda_2 \sum_{\beta} \left( \frac{Q_i - Q_{\text{lim}}}{Q_{\text{imax}} - Q_{\text{imin}}} \right)^2 \right].$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2$  分别为违反电压约束和发电机无功出力约束的惩罚因子; $\alpha, \beta$  分别为违反节点电压约束和违反发电机无功出力约束的节点集合; $V_{\text{lim}}, Q_{\text{lim}}$  分别为节点 $i$ 电压和无功的限值; $V_{\text{imax}}, V_{\text{imin}}$  分别为节点电压 $V_i$ 的上限和下限; $Q_{\text{imax}}, Q_{\text{imin}}$  则分别为发电机节点 $i$ 的无功出力 $Q_i$ 的上限和下限。

须满足如下约束条件:

(1) 潮流<sup>[7]</sup>等式约束(6)

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j \in H} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}), \\ Q_i = V_i \sum_{j \in H} V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}), \end{cases} \quad (6)$$

式中: $i \in H; P_i, Q_i$  分别为注入节点的有功功率和无功功率。

(2) 变量约束

变量约束可分为控制变量约束和状态变量约束。选取发电机端电压 $V_G$ 、无功补偿设备补偿容量 $Q_C$ 和变压器分接头变比 $T_i$ 为控制变量;发电机无功出力 $Q_G$ 和负荷节点电压 $V$ 作为状态变量。

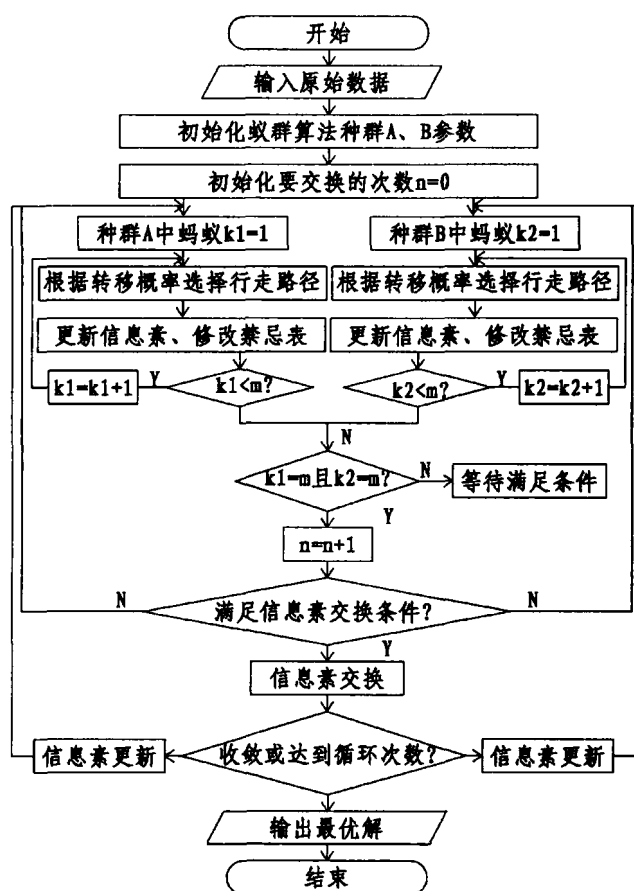
控制变量约束条件为:

$$\begin{cases} V_{G\text{imin}} \leq V_{Gi} \leq V_{G\text{imax}}; & i \in N_G, \\ V_{C\text{imin}} \leq Q_{Ci} \leq Q_{C\text{imax}}; & i \in S_C, \\ T_{i\text{imin}} \leq T_i \leq T_{i\text{imax}}; & i \in S_T. \end{cases}$$

状态变量约束条件为:

$$\begin{cases} V_{\text{imin}} \leq V_i \leq V_{\text{imax}}, \\ Q_{\text{imin}} \leq Q_i \leq Q_{\text{imax}}. \end{cases}$$

### 2.2 算法流程



### 3 算例分析

将改进双种群蚁群算法应用于电力系统无功优化中,需要将系统中发电机端电压、各个可调变压器变比、电容或电抗投切容量量化分级作为“城市”让蚂蚁进行搜索,而目标函数为系统最小网损,对应用TSP问题的总路径长度。无功优化问题即对应于特殊的TSP问题的。蚁群只要搜索几个地区,每个地区有几个城市,不需要全部走完,只需要每个地区选择一个城市而不用返回出发地。

本文选取IEEE30节点系统为例进行算例分析。利用MATLAB编写改进双种群蚁群算法程序,进行优化计算,并与现今的遗传算法<sup>[8]</sup>、蚁群算法<sup>[9]</sup>进行结果比较,验证本文算法的有效性。

IEEE30节点共有6台发电机,41条支路,4台变压器,2台并联电容补偿器,机端电压的范围为 $[0.9, 1.1]$ ,其余节点电压为范围为 $[0.9, 1.05]$ ,变压器变比的范围为 $[0.9, 1.1]$ ,电容的无功补偿范围为 $[0, 0.5]$ ,功率的基准值取为100 MVA。参数设置,蚁群算法种群A、B蚂蚁数量均为20,迭代100次, $\alpha=1, \beta=2, \rho=0.3, Q=1.0$ 。

表1 优化算法结果比较

算法	平均网损/pu	网损减少百分比%	平均计算时间/s
优化前	0.059 88		
遗传算法 <sup>[6]</sup>	0.050 16	16.23	11.735
蚁群算法 <sup>[7]</sup>	0.050 03	16.45	9.753
改进双种群蚁群算法	0.048 72	19.37	8.396

利用改进双种群蚁群算法对30节点系统进行优化,并与基本蚁群算法优化电压结果比较如图1所示。

由表1可以看出,改进双种群蚁群算法的平均计算网络损耗比文献[6-7]中的要小,计算时间短。图1中蚁群算法计算的系统整体电压水平偏低,应用改进双种群蚁群算法进行优化无功分布,电压水平

得到了明显的提高,保持在很好的水平。因此用此算法进行无功优化降低了电压损耗和有功网络损耗,提高了系统的安全度,提高了供电质量。

## 4 结 论

本文提出的改进双种群蚁群算法,加快收敛速度,以较大概率的打破单一蚁群搜索的停滞状态,保证解的多样性,尽量避免陷入局部最优解的可能性,提高全局收敛能力。应用于 IEEE30 节点算例,结果表明,此算法进行无功优化是有效的,相对提高了计算精度和加快了收敛速度。

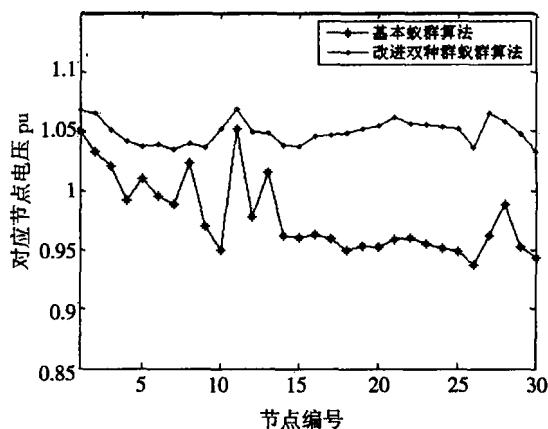


图1 节点电压对比

## 参 考 文 献

- [1] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. An investigation of some properties of an ant algorithm [C]. Proc of the Parallel Problem Solving from Nature Conference (PPSN'92). Brussels, Belgium: Elsevier Publishing, 1992: 509 - 520.
- [2] 张纪会, 高齐圣. 自适应蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 1 - 3.
- [3] 陈敬宁, 何桂贤. 带杂交, 变异因子的自适应蚁群算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 继电器, 2003, 31(1): 36 - 39.
- [4] 段涛, 陈维荣, 戴朝华, 等. 多智能体搜寻者优化算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 10 - 15.
- [5] 吴际舜, 侯志俭. 电力系统潮流计算的计算机方法[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2000.
- [6] Lai LL, 杨以涵. 遗传算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 中国电机工程学报, 1995, 15(5): 347 - 353.
- [7] 李婧. 免疫算法与蚁群算法相结合的地区电网无功优化的研究[D]. 河北: 华北电力大学, 2007.

## Reactive power optimization based on the improved dual population ant colony algorithm

HAN Fang<sup>1</sup>, ZHOU Zhong-xun<sup>1</sup>, SUN Yi<sup>2</sup>

(1. Electrical Engineering College of Northeast Dianli University, Jilin City, Jilin Province, 132012; 2. Qiqihar Electric Power Bureau Qiqihar City, Heilongjiang Province 161000)

**Abstract:** According to the characteristics of multivariable and multiple constraints and also nonlinearity which reactive power optimization possesses, the improved dual population ant colony algorithm is presented. It is found that the ant colony algorithm has the shortcomings of a long time search and easy to stagnation and so on except of many advantages. Therefore, the dual-population algorithm is introduced on the basis of the basic ant colony algorithm to conduct independent search, information exchange, greater probability of breaking the stagnation of a single ant colony search to ensure the diversity of the solutions in the algorithm and enhance the capability of global convergence. The improvements in the pheromone update strategy and parameters of the ant colony algorithm are applied to reactive power optimization. It verifies that the algorithm is effective by means of the simulation of IEEE30 node and the comparison of existing algorithms.

**Key words:** power systems; reactive power optimization; ant colony algorithm; improvement