

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

陈敬宁¹, 何桂贤²

(1. 中国南方电网公司, 广东 广州 510620; 2. 华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 蚁群算法是一种通用仿生算法, 可求解传统方法难以解决的非凸、非线性、非连续的优化问题。本文针对基本算法的缺点, 结合遗传算法和自适应思想对其进行改进, 并应用于电力系统无功优化问题。通过 IEEE6 结点算例和某地区一个实际配电网算例, 验证了算法的有效性。

关键词: 电力系统; 无功优化; 蚁群算法

中图分类号: TM714

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2003)11-0036-04

1 引言

电力系统中无功功率不足, 将产生一系列问题: 电压水平下降, 损耗增加, 稳定性下降, 用户部分用电设备工作不正常等。因此在现代电力系统运行中不仅要重视有功功率的生产和平衡, 而且要十分重视无功功率的平衡和配置。电力系统无功优化是指系统在一定运行方式下, 要求解满足各种约束条件, 达到有功网损最小等预定目标的优化问题, 无功优化问题是一个动态、多目标、多约束、不确定性的非线性混合整数规划问题, 其控制变量为离散变量。它涉及无功补偿地点的选择、无功补偿容量的确定、变压器分接头的调节和发电机机端电压的配合等, 是一个多约束的非线性规划问题, 也是电力系统分析中的一个难题。长期以来, 国内外的许多专家, 学者都对此进行了大量的研究和探索工作, 根据简化措施的不同, 提出了很多方法, 主要有试验误差法、非线性规划、线性规划、动态规划等经典方法。

在 20 世纪 90 年代, 意大利学者 M Dorigo, V Maniezzo, A Colomi 等人从生物进化的机理中受到启发, 通过模拟自然界蚂蚁寻径的行为, 提出了一种全新的模拟进化算法: 蚁群算法 (ant colony algorithm)。ACO (Ant Colony Optimization) 算法是作为一种包含自从 1991 年 M Dorigo 等人提出蚁群算法以来的许多相关算法的框架而被提出来的, 并且它成功地运用于解决组合优化问题, 如: TSP (Traveling Salesman Problem), QAP (Quadratic Assignment Problem), JSP (Jobshop Scheduling Problem)。

本文针对 ACO 算法的一些缺点, 在其中引入遗传算法的思想对其进行改进并运用于电力系统无功

优化问题。

2 无功优化问题的数学模型

电力系统无功优化问题是一个动态、多目标、多约束、不确定性的非线性整数规划问题。电力系统无功优化控制的数学模型:

$$\begin{aligned} \min f &= f(x, u) \\ st: g(x, u) &= 0 \\ h(x, u) &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)中, f 为目标函数, 通常是有功损耗最小; g 为用于约束的潮流方程; h 用于确定约束变量的可行域。 u 为控制变量即调度人员可以调整、控制的变量, 一般常用的控制变量有:

- (1) 除平衡节点外, 其它发电机的无功出力;
- (2) 所有发电机节点 (包括平衡节点) 及具有可调无功补偿设备节点的电压模值;
- (3) 可调变压器的变比;
- (4) 并联电抗器和/或电容器的成组投切。

x 为状态变量即通过计算而确定的变量, 一般常见的有:

- (1) 除平衡节点外其它所有节点的电压相角;
- (2) 除发电机节点以及具有可调无功补偿设备节点之外, 其它所有节点的电压模值。

有的也采用发电机节点及具有可调无功补偿设备节点的无功出力作为控制变量, 则它们相应的节点电压模值就要改作为状态变量。

无功优化问题的一般约束条件为:

- (1) 潮流方程约束;
- (2) 支路潮流限制;
- (3) 节点发电出力限制;

- (4) 节点电压限制;
- (5) 可调变压器变比的限制;
- (6) 并联电抗器和/或电容器的投切容量限制。

对于经典无功优化问题来说,并不一定包含上述所有控制变量和所有约束条件。其目标函数通常都是网损最小,还可以为电压水平最好,无功补偿容量最小等。

3 蚁群算法及其改进

蚁群算法是一种通用仿生算法,可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题。它通过模拟蚂蚁群的行为来求解问题,本质上是一种基于群体的多代理算法。蚁群算法与其它模拟进化算法一样,通过候选解组成的群体的进化过程来寻求最优解,该过程包含两个基本阶段:适应阶段和协作阶段。在适应阶段,各候选解根据积累的信息不断调整自身结构;在协作阶段,候选解之间通过信息交流,以期望产生性能更好的解。

3.1 蚁群算法原理

蚁群算法通过模拟蚂蚁寻找食物并回到巢穴的方法来求解问题。研究表明,蚂蚁在前进途中会留下一信息素(pheromone)。蚂蚁就是用这种物质来与其它蚂蚁交流、合作,以找到较短路径。经过某一路径的蚂蚁越多,路径上的这种信息素的强度就越大。蚂蚁选择路径时就偏向于选择信息素强度大的方向。这就是蚂蚁能找到回到巢穴或食物处的较短路径的原因。通过实验还表明,这种跟随信息素强度前进的行为会随着经过的蚂蚁的增多而加强。由于通过较短路径往返于食物和巢穴之间的蚂蚁能以更短的时间经过这条较短路径上的点,这些点上的信息素的强度就会因蚂蚁经过它的次数更多而更强,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。

3.2 基本算法

为了便于说明,我们采用 n 城市 ($0, 1, \dots, i, \dots, j, \dots, n-1$ 为城市编号) 的 TSP 问题来解释基本蚁群算法。 n 城市 TSP 问题就是无重复经过 n 座城市时走过的路程最短的问题。

设 m 为蚁群数量, d_{ij} 为城市 i, j 间距离, τ_{ij} 为路径 ij 上残留信息素数量, τ_{ij}^k 为第 k 只蚂蚁在路径 ij 上留下的信息素量, $\tau_{ij} = 1/d_{ij}$ 为路径 ij 的期望程度, $1 - \tau_{ij}$ 为残留信息素单位时间内蒸发度, $tabu_k$ 用以记录蚂蚁 k 走过的路径, L_k 为蚂蚁 k 走过的路程路

径长度。

初始时各路径上信息素的量相等: $\tau_{ij} = C$ (C 为非零常数), 蚂蚁 k ($k=0, 1, \dots, m$) 从城市 i 向城市 j 的概率 p_{ij}^k 计算如下:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij} \cdot \eta_{ij}}{\sum_{s \in allow_k} \tau_{is} \cdot \eta_{is}} & j \in allow_k \\ 0 & j \notin allow_k \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, $allow_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabu_k$, 为蚂蚁 k 下一步允许选择的城市; η_{ij} 、 τ_{ij} 分别为 η_{ij} 、 τ_{ij} 作用程度。人工蚂蚁和自然蚁群系统不同之处在于人工蚁群系统具有一定记忆力: $tabu_k$ 用以记录蚂蚁 k 走过的城市,而且随着进化过程不断动态调整。

信息素随时间推移而减少经过 n 个时刻, 蚂蚁完成一次循环后, 各条路径上信息素根据下式调整:

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} + \sum_{k=0}^m \tau_{ij}^k \quad (3)$$

式(3)中, τ_{ij}^k 为本次循环中留在路径 ij 上的总信息素量, 有三种计算方法:

$$\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/d_{ij} & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环经过 } ij \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: Q 为常数。这三种计算方法中, 前一个利用整体信息, 后两个利用局部信息, 它们分别称为 Ant-cycle System、Ant-quantity System 及 Ant-density System。

3.3 蚁群算法的不足之处以及本文改进算法的思路

由前面对蚁群算法的介绍可知, 蚁群算法在运算过程中, 蚁群的转移是由各条路径上留下的信息素的强度和城市之间的距离来引导的。蚁群运动的路径总是趋近于信息量最强的路径。通过对蚁群以及蚁群算法的研究表明, 不论是真实蚁群系统还是人工蚁群系统, 通常情况下, 信息量最强的路径与所需要的最优路径比较接近。

然而, 信息量最强的路径不是所需要的最优路径的情况仍然存在, 而且在人工蚁群系统中, 这种现象经常出现。这是由于在人工蚁群系统中, 各路径上的初始信息量是相同的, 蚁群创建的第一条路径

所用到的信息就主要是城市之间的距离信息,这时,蚁群算法等价于贪婪算法,这一次,蚁群在所经过的路径上留下的信息就不一定能反映出最优路径的方向,特别是蚁群中个体数目较少或者所计算的路径的组合较多时,就更不能保证蚁群创建的第一条路径能引导蚁群走向全局最优路径。这一次循环中,蚁群留下的信息会因正反馈作用使这条不是最优,而且可能是离最优解相差很远的路径上的信息得到不应有的增强而阻碍以后的蚂蚁发现更好的全局最优解。

不仅是第一次循环所创建的路径可能对蚁群产生误导,任何一次循环,只要这次循环所利用的信息较平均地分布在各个方向上,这次循环所产生的路径就可能对以后蚁群的选择产生误导。

蚁群算法的主要依据是信息正反馈原理和某种启发式算法的有机结合,这种算法在构造解的过程中,利用随机选择策略,这种选择策略使得进化速度较慢,正反馈原理旨在强化性能较好的解,却容易出现停滞现象。这是造成蚁群算法的不足之处的根本原因。

当问题规模比较大时,由于信息量的挥发系数 $1-\rho$ 的存在,使那些从未被搜索到的解上的信息量会减小到接近于 0,降低了算法的全局搜索能力,而且 $1-\rho$ 过大时,当解的信息量增大时,以前搜索过的解被选择的可能性过大,也会影响到算法的全局搜索能力。通过减小 $1-\rho$ 虽然可以提高算法的全局搜索能力,但又会使算法的收敛速度降低。

也就是说蚁群算法与遗传算法等模拟进化算法一样也存在着易陷于局部最小值的缺陷。

因此,蚁群所找出的解需要通过一定的方法来增强,使蚁群所留下的信息尽可能地不对以后的蚁群产生误导而且能够克服计算时间较长的缺陷,从而提高蚁群算法的全局搜索能力,提高其搜索速度。

受到遗传算法中的杂交和变异算子的作用的启发,我们提出一种新的蚁群算法——具有杂交、变异特征的自适应蚁群算法。

改进算法主要在算法的基础上增加了杂交算子、变异因子和对挥发系数 $1-\rho$ 进行自适应变化。

3.3.1 杂交

在杂交之前需要选择父体蚂蚁。本文算法采用的是转盘式选择(Roulette Wheel Selection)。采用这种选择策略需要先计算第 k 只蚂蚁本次循环所产生的路径的长度,并根据这个长度按下式计算各只蚂蚁被选择的概率:

$$p_i = (1/L_i) / \sum_{k=1}^m (1/L_k)$$

用这种方式选择, $1/L_k$ 较大的蚂蚁(即 L_k 较小的蚂蚁)被选中的几率更大。选择蚂蚁杂交后,允许按一定的比例吸收略差的蚂蚁或只吸收比原解对应的路径长度小一定百分比的蚂蚁,对被吸收的蚂蚁执行全局更新规则具体见下面所列算法。

杂交过程为:先随机选择两个杂交点。然后交换两父体中、在所选杂交点之间的部分,这个部分被称为杂交段。将父体 1 的杂交段位置不变地复制到后代 2 中,同样也将父体 2 的杂交段位置不变地复制到后代 1 中。父体 1 中的其他元素不变,用没有经过的部分按先后顺序代替父体 1 中与父体 2 杂交段相同的元素。对父体 2 进行同样的操作。计算杂交生成后代路径的长度,如果比父体路径要短则更新信息素、用后代取代父体位置,否则取消杂交。这样就完成一次杂交。

3.3.2 变异

如同遗传算法一样,我们使用小随机概率来决定每只蚂蚁是否发生变异,也就是说发生变异的蚂蚁是随机选定的。在本文中我们采用逆转变异方式。

设定选的某个个体所走过路径为: $i_0, i_1, i_2, \dots, i_{n-1}$, 其中 $i_0, i_1, \dots, i_{n-1} \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 。本文使用两个随机数来决定变异点,决定变异点后,将两个变异点之间的城市按与原来相反的顺序排列。重新计算这个个体所走过的路程,如果比原来短则保存变异并更新信息素,否则取消变异。这样就完成一次变异操作。

3.3.3 自适应

对于算法因为选择策略的缺点,我们从选择策略方面进行修改,采用确定性选择和随机选择相结合的选择策略,并且在搜索过程中动态地调整作确定性选择的概率。当进化到一定代的数目后,进化方向已经基本确定,这时对路径上信息量作动态调整,缩小最好和最差路径上的信息量的差距,并且适当加大随机选择的概率,以利于对解空间的更完全搜索,从而可以有效地克服基本蚁群算法的两个不足。此算法按照下式确定蚂蚁 k 由 i 转移到下一城市 j :

$$j = \begin{cases} \arg \max_j \{ allowed_k \{ i_j, ij \} \} & \text{如果 } r < p_0 \\ \text{依概率 } p_{ij} \text{ 选择 } j & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中, $p_0 \in (0, 1)$, r 为 $(0, 1)$ 中均匀分布的随机数。当进化方向基本确定后用简单的放大(或缩小)方法调整每一路径上的信息量。

对于挥发系数 $1 - \rho$, 本文方法自适应改变 ρ 的值。初始值为 1; 当算法求得的最优值在 N 次循环内没有明显改进时, ρ 减为:

$$\rho = \begin{cases} 0.95 & \text{如果 } 0.95 > \min \\ \min & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中 \min 为 ρ 的最小值。用于防止 ρ 过小而降低算法的收敛速度。

4 算例

要将蚁群算法应用于电力系统无功优化中, 只需要将系统中各个可调变压器变比、电容或电抗投切容量等量化分级作为“城市”让蚂蚁进行搜索, 而目标函数为系统最小网损即可。在无功优化算例中, 以外点发构造辅助函数, 将平衡节点有功上下限等不便于计入可行域的约束变量以罚函数的形式计入目标函数中, 以 Q_G 、 Q_C 、 V 、 T 上下界限定可行域。

本文采用 IEEE6 节点系统和广州地区的一个 23 节点配电网作为算例以验证本文改进算法的有效性。

算法中参数如下: 蚁群蚂蚁数量 $m = 10$; 初始信息量 $\tau = 1.0$; α 、 β 作用程度 $\alpha = 1.0$ 、 $\beta = 2.0$; 残留信息素单位时间内蒸发度 (初始值) $1 - \rho = 0.1$ 。

表 1 IEEE6 节点系统优化结果

Tab.1 Optimizing results of IEEE6 nodal system				
变量名称	初始潮流	内点法	本文算法	
变压器变比	T_{56}	1.025	0.946	0.955
	T_{43}	1.1	0.982	0.987
发电机电压	V_G	1.05	1.100	1.1
	V_G	1.1	1.134	1.142
无功补偿	Q_C	0	0.050	0.05
	Q_C	0	0.055	0.055
发电机无功	Q_G	0.377	0.413	0.384
	Q_G	0.345	0.146	0.172
负荷节点电压	V_3	0.858	1.000	1.000
	V_4	0.954	1.000	1.000
	V_5	0.901	1.000	0.994
	V_6	0.934	0.979	0.986
有功网损		0.116	0.0888	0.0885

由表 1 可见本文算法结果与传统算法相近, 而且有所改善。

对于广州 23 节点配网, 这里不列出详细参数和结果。此配网只有 8 个无功补偿点, 优化前有功网损为 656.276 kW, 优化后网损为 600.048 kW。

5 结论

蚁群算法是一种通用仿生算法, 可求解传统方法难以解决的非凸、非线性非连续的优化问题。但是它与遗传算法等模拟进化算法一样也存在着易陷于局部最小值的缺陷。本文针对其中存在的缺点, 结合遗传算法的思想利用自适应方法对其进行了改进并将其运用到电力系统无功优化中。算例表明本算法有效可靠。本算法为通用算法, 不但能用在无功优化方面也可以用于电力系统的其他方面的优化问题。

参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on Systems, man, and Cybernetics- Part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 24 - 29.
- [2] Dorigo M, Caro G D. Ant colony optimization: a new meta-heuristic[C]. Proceeding of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999: 1470 - 1477.
- [3] In - Keun Yu, Chou C S, Song Y H. Application of the ant colony search algorithm to short - term generation scheduling problem of thermal units[C]. POWERCON '98. 1998 International Conference on Power System Technology, 1998: 552 - 556.
- [4] 温文波, 杜维. 蚁群算法概述[J]. 石油化工自动化, 2002, (1): 19 - 22.
- [5] 陈根军, 王磊, 唐国庆. 基于蚁群最优的配电网重构算法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2001, 13(2): 48 - 53.
- [6] 陈根军, 王磊, 唐国庆. 基于蚁群最优的输电网络扩展规划[J]. 电网技术, 2001, 25(6): 21 - 24.
- [7] 杜刚. 基于改进遗传算法的配电网无功规划优化[D]. 西安: 西安理工大学硕士论文, 2002.
- [8] 何建军, 郑霓虹, 王官洁. 基于改进遗传算法的配电网无功优化[J]. 电力系统及其自动化学报, 2002, 14(3): 16 - 19, 46.
- [9] 张昆, 潘云江, 柴芬义. 遗传算法在电力系统无功优化中的应用综述[J]. 电力情报, 2001, (1): 1 - 4.
- [10] 周双喜, 杨彬. 实现无功优化的新算法——遗传算法[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(11): 19 - 23.

收稿日期: 2003-08-01; 修回日期: 2003-09-14

作者简介:

陈敬宁(1970 -), 女, 工程硕士, 中国南方电网公司教育培训处从事培训工作;

何桂贤(1977 -), 男, 研究生, 电力系统自动化专业。

(下转第 43 页)

6 结论

本文提出的基于偏差最大校正的电力有源滤波器的实现方法,是将实际输出电流与目标电流误差最大的一相来控制变流器的输出电压,具有一定的随机性。仿真结果表明,该方法可以准确地跟踪指令电流,原理清晰、控制简单、跟踪迅速,可实现动态补偿。由于采用误差最大一相进行校正,所以校正的暂态过程短,可以达到几微秒的数量级,因此该方法是一种较佳的校正方法,且有很好的实际应用前景。

参考文献:

[1] 王群,吴宁,苏向丰.有源电力滤波器谐波电流检测的

一种新方法[J].电工技术学报,1997,12(1).

[2] 王良,郝荣泰.三相不平衡有源无功和高次谐波补偿器控制系统的研究[J].电工技术学报,1996,(4):31-35.

[3] 张代润.一种有源电流逆变器型滤波器的新控制方法[J].电力电子技术,1995,(4):62-65.

收稿日期: 2002-12-03; 修回日期: 2003-03-30

作者简介:

兰华(1956-),女,教授,从事电力系统及其自动化的教学和科研工作;

马文骥(1952-),男,副教授,从事电力系统及其自动化的教学和科研工作。

Active filter based on adjusting maximum phase of deviation

LAN Hua, MA Wenqi, LI Yitao, XING Xiaomin

(Northeast Institute of Electric Power Engineering, Jilin 132012, China)

Abstract: This paper presents an available method—an active filter based on adjusting maximum phase of deviation. The active filter generates relevant following current, in accordance with the model of the inverter being controlled by instruction current which is generated by measurement part. On the ground of analysing all kinds of inverters condition of work, through the after-toroid comparing PWM method of adjusting maximum phase of deviation, this paper introduces a control tactic of main circuit, the method on generation of random PMW and demand of the voltage of DC side. Simulation results show that this method can track inverter accurately and achieve dynamic compensation. The principle is clear and the control simple.

Key words: active filter; adjusting maximum phase of deviation; following object current

(上接第 39 页)

Application of adaptive ant colony algorithm with hybrid and variation factors in power system reactive optimization

CHEN Jingning¹, HE Guixian²

(1. China South Power Net Corporation, Guangzhou 510620, China;

2. Power College, Southeast Science University, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Ant colony algorithm is a general bionic method. It can make many obscure problems optimized, such as nonbulging, nonlinearity and non-continuity. Combined with hereditary algorithm and adaptive thoughts, the traditional algorithm is improved. And the improved one is successfully used in the field of reactive optimization. Its validity is verified through arithmetic examples of IEEE6 node and practical distribution network.

Key words: electric power system; reactive optimization; ant colony algorithm

继电器杂志社又传捷报,2003年9月份《继电器》被美国剑桥科学文摘(CSA)收录为统计源期刊。