

# 基于蜜蜂进化型粒子群算法的电力系统无功优化

刘伟<sup>1</sup>, 梁新兰<sup>1</sup>, 安晓龙<sup>2</sup>

(1. 大庆石油学院电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163318; 2. 海洋石油工程股份有限公司设计公司, 天津 300451)

**摘要:** 为了提高电能质量, 降低网损, 采用蜜蜂进化机制与粒子群算法相结合的蜜蜂进化型粒子群算法 (Bee Evolution Modifying Particle Swarm Optimization, BEMPSO), 对电力系统的无功优化问题进行求解。改进后的算法能够克服传统粒子群算法的收敛精度低, 易陷入局部最优解的缺点。应用改进算法对 IEEE6、30 节点标准电网进行无功优化计算, 并与其他优化算法相比较, 结果证明 BEMPSO 算法具有较好的全局寻优能力, 验证了该算法的正确性和有效性。

**关键词:** 电力系统; 无功优化; 粒子群算法; 蜜蜂进化; IEEE 系统

## Power system reactive power optimization based on BEMPSO

LIU Wei<sup>1</sup>, LIANG Xin-lan<sup>1</sup>, AN Xiao-long<sup>2</sup>

(1. School of Electric Information Engineering, Daqing Petroleum Institute, Daqing 163318, China;  
2. Engineering Company, Offshore Oil Engineering CO., LTD, Tianjin 300451, China)

**Abstract:** In order to improve power quality and reduce network losses, a method based on bee evolution modifying particle swarm optimization (BEMPSO) is presented for power system reactive power optimization. The BEMPSO algorithm can overcome the disadvantages in the traditional PSO algorithm about low accuracy and easy to fall into local optimal. The reactive power optimization result of IEEE6 and IEEE30 node system by BEMPSO shows that the BEMPSO has a strong robustness and good global astringency compared with the other modified algorithm. It also shows that BEMPSO is a successful and feasible approach for reactive power optimization.

**Key words:** power system; reactive power optimization; particle swarm algorithm; bee evolution; IEEE system

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)07-0016-06

## 0 引言

随着我国电力负荷的快速增加, 电网的经济运行日益受到电力部门的重视。目前, 我国电力系统的有功功率网络损耗较大, 而且电压合格率偏低, 因此针对电力系统无功优化的研究具有重要的现实意义。

电力系统无功优化是电力系统领域的重要研究内容。无功功率在电力系统中的合理分配是充分利用无功装置, 改善电压质量, 减少网络损耗的必要条件。无功优化配置是一个复杂的多变量、多约束条件、非线性、非连续性的优化问题<sup>[1]</sup>。

多年以来, 电力系统无功优化问题一直是国内外学者研究的一个热点问题, 并已提出了许多有效的无功优化方法, 如遗传算法<sup>[2]</sup>、Box 算法<sup>[3]</sup>、禁忌

搜索算法<sup>[4]</sup>、混沌算法<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>以及粒子群算法<sup>[7]</sup>等。这些新型优化算法可通过经验和判断等减小搜索空间, 取得快速求解的效果。

本文采用蜜蜂进化机制与粒子群算法相结合的改进粒子群算法进行无功优化计算, 使得电力系统无功优化的收敛速度和优化效果较传统的粒子群优化算法有显著提高, 并通过对标准电网的计算, 证明了该算法是正确、可靠的。

## 1 无功优化的数学模型

电力系统无功优化是指在满足系统各种运行约束条件的前提下, 以达到系统的有功网损最小等为目标函数, 通过无功优化计算, 确定发电机的机端电压、有载调压变压器的分接头位置和无功补偿设备投入量等参数。无功优化是通过调节电网中的各种设备来改变无功潮流在网络中的分布, 从而达到降损节能的目的。

**基金项目:** 黑龙江教育厅科学技术研究项目 (100551012)

本文采用的数学模型是以电网的有功损耗最小为目标函数, 以发电机各节点电压、变压器的变比和无功补偿量为控制变量, 以负荷节点的电压和发电机无功出力为状态变量。同时要满足功率约束方程<sup>[8]</sup>。具体的数学模型表示式如下:

$$\begin{cases} P_{Gi} - P_{Di} = V_i \sum_{j=1}^{N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_{Gi} - Q_{Di} = V_i \sum_{j=1}^{N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} V_{Gi,\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi,\max} & i \in N_g \\ Q_{Cj,\min} \leq Q_{Cj} \leq Q_{Cj,\max} & j \in N_c \\ T_{k,\min} \leq T_k \leq T_{k,\max} & k \in N_t \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} V_{Di,\min} \leq V_{Di} \leq V_{Di,\max} & i \in N_d \\ Q_{Gj,\min} \leq Q_{Gj} \leq Q_{Gj,\max} & j \in N_g \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $N_i$  为与节点  $i$  相连节点的集合;  $N_g$  为发电机节点的集合;  $N_c$  为补偿电容器节点集合;  $N_t$  为变压器支路集合;  $N_d$  为 P-Q 节点集合。

公式 (1) 为功率平衡等式约束方程, 也是潮流计算的基础, 式中  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  为节点导纳的系数, 节点  $i$  的有功功率和无功功率分别为  $P_i = P_{Gi} - P_{Di}$  和  $Q_i = Q_{Gi} - Q_{Di}$ ,  $V_i$  为节点  $i$  的电压幅值,  $\theta_{ij}$  为节点  $i$  和节点  $j$  之间的电压角度差; 公式 (2) 为发电机机端电压  $V_G$ 、变压器变比  $T$  和补偿电容器容量  $Q_C$  的不等式约束方程, 但由于它们都属于控制变量, 因此其约束可以自身得到满足; 公式 (3) 为 P-Q 节点电压  $V_D$  和发电机无功功率  $Q_G$  的不等式约束方程, 它们是状态变量, 需写成罚函数的形式, 可以由式 (4) 表示

$$\min F = P_{\text{loss}} + \lambda_1 \sum_{i \in N_d} \left( \frac{\Delta V_i}{V_{i,\max} - V_{i,\min}} \right)^2 + \lambda_2 \sum_{k \in N_G} \left( \frac{\Delta Q_k}{Q_{k,\max} - Q_{k,\min}} \right)^2 \quad (4)$$

式中:  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为罚因子, 本文取值均为 0.5;  $\Delta V_i$  和  $\Delta Q_k$  由公式 (5) 和公式 (6) 确定;  $P_{\text{loss}}$  为电网中所有支路的有功功率损耗, 它可以通过公式 (7) 来求取。

$$\Delta V_i = \begin{cases} V_i - V_{i,\max} & V_i > V_{i,\max} \\ V_{i,\min} - V_i & V_i < V_{i,\min} \\ 0 & V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max} \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta Q_k = \begin{cases} Q_k - Q_{k,\max} & Q_k > Q_{k,\max} \\ Q_{k,\min} - Q_k & Q_k < Q_{k,\min} \\ 0 & Q_{k,\min} \leq Q_k \leq Q_{k,\max} \end{cases} \quad (6)$$

$$\min P_{\text{loss}} = \sum_{k \in N_E} P_{k\text{loss}} = \sum_{k \in N_E} g_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (7)$$

式中:  $P_{k\text{loss}}$  为支路  $k$  的有功功率损耗;  $g_k$  为支路  $k$  的电导。

## 2 蜜蜂进化型 PSO 算法 (BEMPSO)

### 2.1 PSO 算法介绍

粒子群优化算法 (PSO) 是一种基于群智能的演化计算技术, 由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出, 是基于对鸟群的模拟。假设在一个  $D$  维的目标搜索空间中, 有  $n$  个粒子组成一个群落, 其中第  $i$  个粒子表示为一个  $D$  维的向量  $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ 。将  $X_i$  代入一个目标函数就可以计算出其适应值, 根据适应值的大小衡量  $X_i$  的优劣。第  $i$  个粒子的“飞翔”速度也是一个  $D$  维的向量, 记为  $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 。记第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置为  $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$ 。整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为  $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 。每个粒子使用当前位置、当前速度、当前位置与自己最好位置之间的距离以及当前位置与群体最好位置之间的距离等信息来改变自己的当前位置<sup>[9]</sup>。基本粒子群优化算法速度和位置更新方程为

$$V_i^{k+1} = V_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_i^k - X_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (P_g^k - X_i^k) \quad (8)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (9)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, n$  为粒子标号;  $k$  为迭代次数;  $c_1$  和  $c_2$  是加速因子;  $r_1$  和  $r_2$  是介于区间  $[0, 1]$  之间的随机数; 为了控制  $X_i^k$  和  $V_i^k$  的值在合理的区域内, 需要指定  $X_{\max}$  和  $V_{\max}$  来限制。

但是基本的 PSO 也存在很多的缺点, 如: 收敛快、精度较低、易发散等。因此很多学者都致力于提高 PSO 算法的性能。若采用改进的粒子群优化算法, 即同时采用线性递减惯性权重和压缩因子, 结合交叉变异策略, 则式 (8) 和式 (9) 就变为

$$V_i^{k+1} = a[w \cdot V_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_i^k - X_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (P_g^k - X_i^k)] \quad (10)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (11)$$

惯性权重  $w$  使微粒保持运动惯性, 本文采用线性递减权策略, 即:

$$w(t) = (w_{\text{ini}} - w_{\text{end}})(T_{\text{max}} - t) / T_{\text{max}} + w_{\text{end}} \quad (12)$$

式中:  $t$  为当前进化代数;  $T_{\text{max}}$  为最大进化代数;  $w_{\text{ini}}$  为初始惯性权值;  $w_{\text{end}}$  为进化到最大代数时的惯性权值<sup>[10]</sup>。对于固定压缩因子  $a$  取

$$a = 2 / \left| 2 - c - \sqrt{c^2 - 4c} \right| \quad (13)$$

式中:  $c = c_1 + c_2$ ,  $c \geq 4$ 。

$c_1$  和  $c_2$  决定了粒子本身经验信息和其他粒子的经验信息对粒子运行轨迹的影响, 如果  $c_1$  的值较大, 会使粒子过多地在局部范围徘徊; 如果  $c_2$  的值较大, 会使粒子过早收敛到局部最小值。为了平衡随机因素的作用, 一般情况下  $c_1 = c_2$ ,  $c_1$  和  $c_2$  取值范围为  $[0, 4]$ 。为了能够达到较好的优化效果, 兼顾两种经验, 本文选择  $c_1$  和  $c_2$  均为 2, 则  $a = 0.7298$ 。

## 2.2 BEMPSO 算法

本文采用的 BEMPSO 能够明显提高 PSO 算法性能。蜜蜂繁殖进化过程如下: 蜜蜂是一种社会群居性昆虫, 蜂群由蜂王、工蜂和雄蜂组成。蜂王的职能是产卵繁殖后代; 雄蜂的职能是在繁殖季节与蜂王交尾; 工蜂是蜂巢内外一切繁重劳动的承担者。蜂王性成熟后, 出巢飞舞, 雄蜂追随其后, 它们在空中旋转飞舞, 体弱的雄蜂相继掉落地面, 只剩下最强壮的一只雄蜂在空中与蜂王交配。有时, 为了避免近亲繁殖, 蜂王会飞出, 寻找其他蜂群, 与之交配<sup>[11]</sup>。

我们将上述蜜蜂繁殖进化机制, 引进到 PSO 算法中, 其基本思想如下: 找出父代种群中的最优个体, 与上一代蜂王比较, 优胜者为第  $t$  代蜂王 (Queen)。粒子的适应度类比为雄蜂身体的强弱, 粒子的适应度越小, 则表示雄蜂的身体越强壮, 粒子的适应度越大, 则表示雄蜂的身体越弱。通过在第  $t$  代最大适应度邻域内选择  $rN/4$  ( $0 \leq r \leq 1$ ) 个粒子个体和最小适应度邻域内选择  $rN/4$  个粒子个体作为雄蜂种群(Drones), 并随机产生  $(1-r)N/2$  个粒子作为随机雄蜂种群(Stochastic Drones)。然后, 蜂王分别与上述产生的  $N/2$  个雄蜂个体配对, 经过交叉、变异后, 得到第  $t+1$  子代种群, 出第  $t+1$  种群中的最优个体, 记为 New Queen, Queen 与 New Queen 根据适应度优劣竞争选择出第  $t+1$  代蜂王, 根据适应度值判断是否需要进化, 需要再重复上述过程, 直到满足适应度要求为止。

蜂王与雄蜂位置和速度交叉变异操作如下:

$$child_1^{t+1}(X_i) = \beta \cdot Queen^t(X_i) + (1-\beta) \cdot Drone_i^t(X_i) \quad (14)$$

$$child_2^{t+1}(X_i) = (1-\beta) \cdot Queen^t(X_i) + \beta \cdot Drone_i^t(X_i) \quad (15)$$

$$child_1^{t+1}(V_i) = \frac{Queen^t(V_i) + Drone_i^t(V_i)}{|Queen^t(V_i) + Drone_i^t(V_i)|} \cdot |Queen^t(V_i)| \quad (16)$$

$$child_2^{t+1}(V_i) = \frac{Queen^t(V_i) + Drone_i^t(V_i)}{|Queen^t(V_i) + Drone_i^t(V_i)|} \cdot |Queen^t(V_i)| \quad (17)$$

式中:  $\beta$  是均匀分布的  $[0, 1]$  内随机数向量;  $Queen^t(X_i)$ 、 $Drone_i^t(X_i)$ 、 $Queen^t(V_i)$ 、 $Drone_i^t(V_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, N-1$ , 分别表示第  $t$  代蜂王和雄蜂对应粒子的位置和速度;  $child_1^{t+1}(X_i)$ 、 $child_2^{t+1}(X_i)$ 、 $child_1^{t+1}(V_i)$  和  $child_2^{t+1}(V_i)$  分别表示第  $t+1$  代对应子代粒子的位置和速度。

蜜蜂进化型粒子群优化算法步骤:

步骤一: 随机生成初始种群  $A(t)$ ,  $t=0$ , 设定粒子群粒子数为  $N$ , 对  $A(0)$  每个粒子初始化, 随机产生每个粒子初始速度和初始位置, 随机产生  $r$ 、 $\beta$  的值。

步骤二: 计算种群中每个粒子个体的适应值, 若粒子的适应值优于原来的个体适应度极值, 则当前适应值为个体适应度极值  $P_{ij}$ , 再根据各个粒子  $P_{ij}$  找出种群全局适应度极值  $P_{gf}$ , 将最优个体保存到 Queen。

步骤三:  $t=t+1$ 。

步骤四: 对适应度进行排序, 选择最大适应度邻域内  $rN/4$  ( $0 \leq r \leq 1$ ) 个粒子个体和最小适应度邻域内选择为  $rN/4$  个粒子个体作为雄蜂种群, 并随机产生  $(1-r)N/2$  个粒子作为随机雄蜂种群。

步骤五: 蜂王与雄蜂按式(14)~(17)交叉变异。

步骤六: 根据式(10)、(11)更新每个个体粒子的速度和位置, 产生新的个体种群  $B(t)$ 。

步骤七: 计算种群  $B(t)$  中每个粒子个体的适应值, 选出个体适应度极值  $P_{ij}$  和种群全局适应度极值  $P_{gf}$ , 将第  $t+1$  代蜂王保存到 New Queen。

步骤八: 与第  $t$  代蜂王比较, 第  $t+1$  代蜂王应是全局最优适应度极值  $P_{gf}$  对应的胜出者, 给定第  $t+1$  代蜂王粒子对应搜索速度和位置, 得到种群  $A(t)$ 。

步骤九: 检查终止条件, 或达到最大迭代次数或者最好解停滞不再变化, 就终止迭代; 否则转到步骤三继续。

蜜蜂进化型粒子群算法流程如图 1 所示。

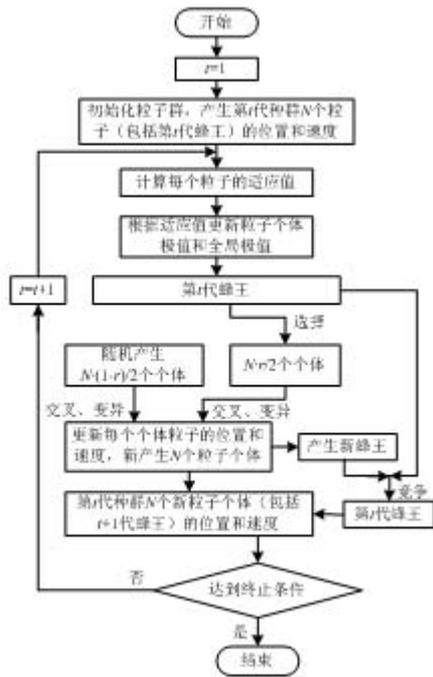


图 1 蜜蜂进化型粒子群算法流程图  
Fig.1 Flow chart of BEMPSO

### 3 无功优化实例

用 BEMPSO 对 IEEE6 节点系统进行无功优化。IEEE6 节点系统接线图如图 2 所示。

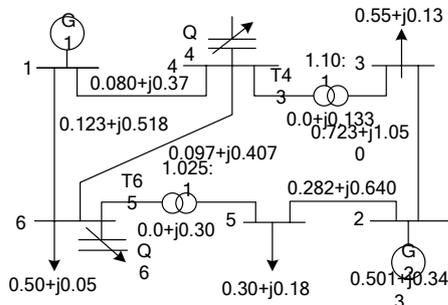


图 2 IEEE6 节点系统接线图  
Fig.2 IEEE6 system connection diagram

由图 2 可知, IEEE6 节点系统包含 2 台发电机, 2 台可调变压器和 2 个无功补偿节点。系统参数的基准容量为 100 MVA, 1 号节点的发电机机端电压的取值范围为 (1.0~1.1); 2 号节点的发电机机端电压的取值范围为 (1.1~1.15); 变压器档位调节范围为 (0.9~1.1); 节点 4 和节点 6 处的电容器的容量分别为 0.05 MVA 和 0.055 MVA。在控制变量中发电机机端电压为连续变量, 变压器变比和无功补偿器容量为离散变量。选 1 号节点为平衡节点, 2 号节点为 P-V 节点, 3~6 号节点为 P-Q 节点 (电压取

值范围 0.9~1.0)。按照图 2 的标准数据计算, 网络的初始有功损耗为 11.619 7 MW, 且有节点 3 电压不合格, 仅有 8.551 6。

程序运行时, 设置的系统参数如下: 潮流计算精度  $p_r=0.000\ 001$ ; 种群规模  $N=50$ ; 最大进化代数  $T_{max}=200$ ;  $w_{ini}=0.9$ ;  $w_{end}=0.4$ 。优化结果如表 1 所示, 同时与 Tabu 搜索、人工鱼群、Box 算法及 PSO 等算法相比较, 证明 BEMPSO 优化算法是可行的。

表 1 IEEE6 各种优化算法的最小网损比较

Tab.1 Comparison of optimal results by different methods of

IEEE6	
优化算法	最小网损/100 MV
初始标准电网	0.116 2
Tabu 搜索算法 <sup>[4]</sup>	0.088 6
混沌算法 <sup>[5]</sup>	0.088 5
人工鱼群算法 <sup>[12]</sup>	0.088 5
Box 算法 <sup>[13]</sup>	0.088 4
PSO 算法	0.088 0
改进遗传算法 <sup>[2]</sup>	0.087 7
BEMPSO (本文)	0.087 6

优化后的控制变量如表 2 所示。

表 2 IEEE6 控制变量优化结果

Tab.2 The control variables after optimization of IEEE6

控制变量	优化前/pu	优化后/pu
$V_1$	1.05	1.10
$V_2$	1.10	1.15
$T_{4-3}$	1.100	0.962
$T_{6-5}$	1.025	0.946
$Q_4$	0.050	0.045
$Q_6$	0.055	0.055

优化后的状态变量如表 3 所示。

表 3 IEEE6 状态变量优化结果

Tab.3 The state variables after optimization of IEEE6

状态变量	优化前/pu	优化后/pu
$V_3$	0.86	1.02
$V_4$	0.95	1.00
$V_5$	0.90	1.01
$V_6$	0.93	0.98
$Q_{G1}$	0.381	0.402
$Q_{G2}$	0.349	0.159

由表 1 可以看出, 本文采用的 BEMPSO 优化算法有较好优化性能, 较其它多种优化算法的寻优能

力略有提高，与初始潮流相比，有功网损下降了24.6%，且电压质量也有明显的改善，全网最低电压值由原来的0.86提高到0.98。图3为针对IEEE6系统节点BEMPSO算法优化过程收敛特性曲线，从图可以看出，该算法具有较快的收敛特性，进化的30次左右就已经非常接近最优有功网损值。

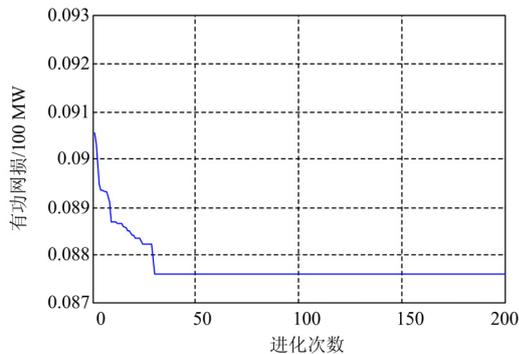


图3 IEEE6 BEMPSO 优化算法收敛特性曲线

Fig.3 Convergence curve of BEMPSO algorithm of IEEE6

本文采用BEMPSO优化算法对IEEE30节点系统进行了无功优化，电网标准参数参照文献[14]。

IEEE30节点系统的初始有功网损为7.089 MW，经优化后的网损为6.361 MW，网损下降了10.3%，与其他算法比较如表4所示。

表4 IEEE30 各种优化算法的最小网损比较

Tab.4 Comparison of optimal results by different methods of IEEE30

优化算法	最小网损/100 MV
初始标准电网	0.070 9
改进遗传算法 <sup>[15]</sup>	0.070 3
线性规划算法 <sup>[16]</sup>	0.067 3
QGA 算法 <sup>[16]</sup>	0.067 2
PSO 算法	0.065 8
BEMPSO (本文)	0.063 6

图4为针对IEEE30节点系统BEMPSO算法优化过程收敛特性曲线，进化的50次左右就已经非常接近最优有功网损值。

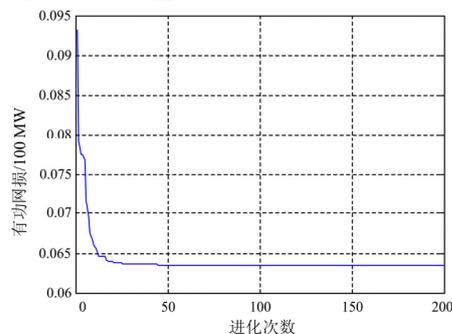


图4 IEEE30 BEMPSO 优化算法收敛特性曲线

Fig.4 Convergence curve of BEMPSO algorithm of IEEE30

## 4 结束语

无功优化控制是保证电网质量和无功平衡、提高供电网可靠性和经济性的重要措施之一。PSO优化算法为大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题的求解提供了新的思路和解决方法。本文将生物界蜜蜂进化机制引入到PSO算法中，提出BEMPSO优化算法，并对IEEE6和IEEE30节点标准电网进行了无功优化计算，结果表明BEMPSO优化算法有效地提高了算法的全局搜索能力。与其它优化算法比较可知，BEMPSO算法是一种有效、可行的优化算法。

## 参考文献

- [1] 刘杨. 粒子群优化算法在系统无功优化中的应用[D]. 天津: 天津大学, 2005.  
LIU Yang. Particle Swarm Optimization Algorithm Apply to Power System Reactive Power Optimization [D]. Tianjin: Tianjin University, 2005.
- [2] ZHANG Hai-bo, ZHANG Li-zi, MENG Fan-ling. Reactive Power Optimization Based on Genetic Algorithm[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 2 (18): 1448-1453.
- [3] Box M J. A New Method of Constrained Optimization and a Comparison with Other Methods[J]. Computer, 1965, 8(42).
- [4] 王洪章, 熊信银, 吴耀武. 基于改进Tabu搜索算法的电力系统无功优化[J]. 电网技术, 2002, 26 (1): 15-18.  
WANG Hong-zhang, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu. Power System Reactive Power Optimization Based on Modified Tabu Search Algorithm[J]. Power System Technology, 2002, 26 (1): 15-18.
- [5] 赵涛, 熊信银, 吴耀武. 基于混沌优化算法的电力系统无功优化[J]. 继电器, 2003, 31 (3): 20-23.  
ZHAO Tao, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu. Reactive Power Optimization of Power System Based on Chaos Optimization Algorithm[J]. Relay, 2003, 31 (3): 20-23.
- [6] 李云, 罗安, 涂春鸣, 等. 基于神经网络和非线性原一对偶内点算法的电网无功优化补偿[J]. 信息与控制, 2003, 32 (3): 260-263.  
LI Yun, LUO An, TU Chun-ming, et al. Reactive Power Optimization Compensation Based on Neural Network and Nonlinear Prime-Dual interior Algorithm[J]. Information and Control, 2003, 32 (3): 260-263.
- [7] Yoshida H, Kawata K, Fukuyama Y, et al. A Particle Swarm Optimization for Reactive Power and Voltage Control Considering Voltage Security Assessment[J]. IEEE Trans on Power System, 2000, 15 (4): 1232-1239.
- [8] 赵国波, 刘天琪. 基于混合粒子群优化算法的电力系

- 统无功优化[J]. 电力系统及其自动化学报, 2007, 19 (6): 7-12.  
ZHAO Guo-bo, LIU Tian-qi. Reactive Power Optimization Based on Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSSA, 2007, 19 (6): 7-12.
- [9] Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[A]. in: Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. Anchorage(USA): 1998. 69-73.
- [10] LIU Wei, WANG Ke-jun, TANG Mo. Study on Power System Load Forecasting Based on MPSO Artificial Neural Networks[A]. in: The 6th World Congress on Intelligent Control and Automation[C]. Dalian: 2006. 2728-2732.
- [11] Jung, Sung Hoon. Queen-bee Evolution for Genetic Algorithms[J]. Electronics Letters, 2003, 39 (6): 575-576.
- [12] 唐剑东, 熊信银, 吴耀武, 等. 基于人工鱼群算法的电力系统无功优化[J]. 继电器, 2004, 32 (19): 9-13. TANG Jan-dong, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu, et al. Reactive Power Optimization of Power System Based on Artificial Fish-swarm Algorithm[J]. Relay, 2004, 32 (19): 9-13.
- [13] 黄华, 熊信良, 吴耀武, 等. 基于Box算法的无功优化配置[J]. 电力系统自动化, 2000, 24 (20): 32-36. HUANG Hua, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu, et al. Reactive Power Optimization Based on Box Algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24 (20): 32-36.
- [14] 张伯明, 陈寿孙, 严正. 高等电力网络分析[J]. 北京: 清华大学出版社, 2007. ZHANG Bo-ming, CHEN Shou-sun, YAN Zheng. Advanced Analysis of Power System[J]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.
- [15] 屈立国. 遗传算法在地区电网无功优化模块中的应用[D]. 太原: 中北大学, 2008. QU Li-guo. Application of Genetic Algorithm in Reactive Power Optimization of District Power System[D]. Taiyuan: North University of China, 2008.
- [16] 寸巧萍. 基于量子遗传算法的电力系统无功优化[D]. 成都: 西南交通大学, 2008. CUN Qiao-ping. Reactive Power Optimization of Power System Based on the Quantum Genetic Algorithm[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2008.

收稿日期: 2009-05-17; 修回日期: 2009-08-05

作者简介:

刘伟(1971-), 男, 教授, 博士, 从事电力系统智能控制的研究; E-mail: oliuwei@163.com

梁新兰(1983-), 女, 硕士研究生, 从事电力系统及其自动化的研究;

安晓龙(1984-), 男, 助理工程师, 从事电力系统自动化的研究。

(上接第 11 页 continued from page 11)

- [10] 胡金磊, 张尧, 郭力, 等. 多运行方式下发电机变量的概率特性计算[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (11): 39-43. HU Jin-lei, ZHANG Yao, GUO Li, et al. Probabilistic Characteristic Calculation of Generator Variables Under Multi-operating Conditions[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (11): 39-43.
- [11] 胡金磊, 张尧, 胡文锦, 等. 发电机变量概率特性计算及对概率稳定的影响[J]. 高电压技术, 2008, 34(7): 1469-1473. HU Jin-lei, ZHANG Yao, HU Wen-jin, et al. Probability Characteristic Calculation of Generator Variables and Its Effect on Probabilistic Stability[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34 (7): 1469-1473.
- [12] 钟志勇, 谢志棠, 王克文. 适用于电力系统动态稳定分析的元件建模新方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20 (3): 30-33. ZHONG Zhi-yong, XIE Zhi-tang, WANG Ke-wen. A Novel Modeling Technique for Modern Power System Dynamic Studies[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20 (3): 30-33.

收稿日期: 2009-05-11; 修回日期: 2009-07-13

作者简介:

司马瑞(1984-), 女, 硕士, 研究方向为电力系统暂态稳定分析; E-mail: simaruirui@163.com

王克文(1964-), 男, 教授, 博士, 长期从事电力系统稳定分析与控制方面的工作。