

# 基于双种群粒子群优化新算法的最优潮流求解

李 婷, 赖旭芝, 吴 敏

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083)

**摘要:** 提出一种带赌轮选择的双种群粒子群优化算法(TSPSO)求解最优潮流问题。在该算法中, 对2个种群采取不同的参数设置, 使得粒子在进化过程中具有不同的飞行轨迹, 从而尽可能地探索解空间, 增强算法的全局搜索能力; 基于赌轮算法的概率选择机制使粒子可以在较好的可行解邻近范围内高强度搜索, 增强了算法的局部搜索能力; 采用自适应惩罚因子能有效区分最优潮流的目标函数和约束条件对种群进化的影响, 使种群可以跨越不可行域到可行域进行搜索。通过IEEE30节点系统对该算法进行测试, 结果表明, 采用该算法可以有效求解最优潮流问题。

**关键词:** 最优潮流; 粒子群; 遗传算法; 赌轮选择

中图分类号: TP273+.5

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2007)01-0133-05

## A novel two-swarm based particle swarm optimization algorithm for optimal power flow problem

LI Ting, LAI Xu-zhi, WU Min

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** A novel two-swarm based PSO algorithm (TSPSO) with roulette wheel selection was proposed to solve optimal power flow problem. With different parameter settings, the two swarms have different flying trajectory, explore solution space as much as possible, and enhance the global exploration ability. Roulette-wheel-selection based on stochastic selection scheme makes particles search in the neighborhood of better feasible solution intensive and enhances the local exploitation ability. Adaptive penalty coefficients can effectively balance objective function and constraints in the process of swarm evolution and make particles search from infeasible region to feasible region. The proposed algorithm was tested on IEEE30 bus system and the results show that it can effectively be solved optimal power problem.

**Key words:** optimal power flow; particle swarm; genetic algorithm; roulette wheel selection

电力系统最优潮流(Optimal power flow, OPF)问题研究的是在特定的电网结构前提下, 满足给定负荷并遵循各种运行约束的最优潮流分布, 其目标函数可以是发电机组运行成本最小, 也可以是电力系统总网损最小。最优潮流问题是一个高维的非线性优化问题, 随着电力系统规模不断扩大和约束条件的增加<sup>[1-2]</sup>, 要在一定精度内求解出符合要求的最优值变得很困难。

从20世纪60年代开始, 人们提出了多种算法用于解决最优潮流问题, 如启发式算法、动态规划法、拉格朗日松弛法和遗传算法等。但是这些算法均存在一些缺点, 如计算速度慢、出现振荡现象找不到可行解, 或者容易陷入局部极值很难找到全局最优解, 等等。J.Kennedy等<sup>[3-4]</sup>提出了一种新的基于群体智能的计算技术——粒子群优化算法(Particle swarm optimization,

收稿日期: 2006-06-15

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(60425310); 教育部青年教师奖科研基金资助项目(教人[2002]5号)

作者简介: 李 婷(1978-), 女, 湖南长沙人, 硕士, 从事智能控制与先进控制技术研究

通讯作者: 李 婷, 女, 硕士; 电话: 0731-8830387(O); E-mail: liting@wuhua.csu.edu.cn

PSO)。它源于对鸟群等简单群体模型的研究,通过共享粒子个体飞行经验  $p_{best}$  和种群飞行经验  $g_{best}$  使整个种群向最优值进化,是一种用于求解优化问题的进化算法<sup>[5-10]</sup>。标准 PSO 算法简单,鲁棒性好,搜索速度快且容易编程实现,因此,该算法一经提出就引起广泛关注,近年来在函数优化、神经网络训练等领域得到成功应用。同时,PSO 算法也被引入电力系统问题的求解中,如电压控制和电气设备的功率反馈等,并取得较好的效果。在此,本文作者提出一种改进的带赌轮选择的双种群粒子群优化算法用于求解最优潮流问题。该算法以 2 个种群的搜索运动为基础,通过选择池交换信息,使粒子能跳出局部最优进行全局搜索,计算速度快且有更强的收敛能力。

## 1 最优问题的数学模型

### 1.1 目标函数

最优潮流问题的数学模型如下:

$$\min f(\mathbf{x}); \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{g}(\mathbf{x})=0; \quad (2)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) \leq 0. \quad (3)$$

其中:  $\mathbf{x}$  为优化变量,可以是除平衡节点外发电机的有功出力、发电机节点和可调无功补偿节点的无功出力或带负荷调压变压器的变比等控制参数。在通常情况下,最优潮流的目标函数是整个电力系统的发电运行成本最小,此时  $\mathbf{x}$  可以表示为:

$$\mathbf{x} = \{p_{g_1}, p_{g_2}, \dots, p_{g_n}\}. \quad (4)$$

$f(\mathbf{x})$  可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n c_{g_i}(p_{g_i}). \quad (5)$$

其中:  $p_{g_i}$  为发电机组的有功出力;  $c_{g_i}$  为发电机组的

发电成本函数,通常可用二次函数表示:

$$c_{g_i}(p_{g_i}) = a_{g_i} + b_{g_i} P_{g_i} + c_{g_i} P_{g_i}^2. \quad (6)$$

$a_{g_i}$ ,  $b_{g_i}$  和  $c_{g_i}$  为第  $g_i$  台发电机组的成本因子。显然,最优潮流问题是典型的非线性优化问题。

### 1.2 等式约束条件

等式约束  $\mathbf{g}(\mathbf{x})=0$  为基本潮流方程。

### 1.3 不等式约束条件

不等式约束条件  $\mathbf{h}(\mathbf{x}) \leq 0$  一般包括以下几种。

#### a. 机组约束:

$$p_{g_i}^{\min} \leq p_{g_i} \leq p_{g_i}^{\max}; \quad (7)$$

$$q_{g_i}^{\min} \leq q_{g_i} \leq q_{g_i}^{\max}; \quad (8)$$

$$v_{g_i}^{\min} \leq v_{g_i} \leq v_{g_i}^{\max}. \quad (9)$$

#### b. 可调无功电源约束:

$$q_{c_i}^{\min} \leq q_{c_i} \leq q_{c_i}^{\max}. \quad (10)$$

#### c. 带负荷调压变压器变比约束:

$$\lambda_{l_i}^{\min} \leq \lambda_{l_i} \leq \lambda_{l_i}^{\max}. \quad (11)$$

#### d. 线路功率约束:

$$s_{l_i}^{\min} \leq s_{l_i} \leq s_{l_i}^{\max}. \quad (12)$$

#### e. 负荷节点电压约束:

$$v_{o_i}^{\min} \leq v_{o_i} \leq v_{o_i}^{\max}. \quad (13)$$

其中:  $q_{g_i}$  和  $v_{g_i}$  分别为第  $g_i$  台发电机组的无功出力和节点电压幅值;  $q_{c_i}$  为第  $c_i$  个可调无功电源的无功出力;  $\lambda_{l_i}$  为第  $l_i$  个带负荷调压变压器的变比;  $s_{l_i}$  为第  $l_i$  条线路功率;  $v_{o_i}$  为第  $o_i$  个负荷节点电压; 各变量的上标“min”和“max”分别表示对应变量取值的下限和上限。

## 2 求解最优潮流问题的改进粒子群算法

在求解最优潮流问题时,采用标准 PSO 算法不可避免会陷入局部极值,导致算法早熟。笔者尝试通过扩大粒子群的粒子数量或者对 PSO 算法中的某些参数加以修改,希望避免算法早熟,但是通过实验得知标准 PSO 算法对粒子种群的数量并不敏感,而算法参数的修改虽然对算法性能有一定的改进,但这种改进并不理想。要克服标准 PSO 算法的缺点,就需要使粒子能在尽可能大的范围内搜索,兼顾考虑搜索范围和迭代次数,在较短的时间内获得更满意的结果。因此,本文作者借鉴遗传算法思想,提出一种带赌轮选择机制的双种群粒子群优化算法(Two-swarm particle swarm optimization, TSPSO)来求解最优潮流问题。

### 2.1 双种群粒子群

设有种群 A 和种群 B,其种群规模分别为  $N$  和  $M$ 。在初始化时,种群中的粒子通过随机的方式产生。种群 A 和种群 B 的状态更新方程如下:

$$v_{i(k+1)}^A = \tilde{\omega}^A v_{ik}^A + c_1^A r_1^A (p_{best}_{ik}^A - x_{ik}^A) + c_2^A r_2^A (g_{best}_k^A - x_{ik}^A); \quad (14)$$

$$x_{i(k+1)}^A = x_{ik}^A + v_{i(k+1)}^A; \quad (15)$$

$$v_{j(k+1)}^B = \tilde{\omega}^B v_{jk}^B + c_1^B r_1^B (p_{best}_{jk}^B - x_{jk}^B) + c_2^B r_2^B (g_{best}_k^B - x_{jk}^B); \quad (16)$$

$$x_{j(k+1)}^B = x_{jk}^B + v_{j(k+1)}^B. \quad (17)$$

其中:  $i$  为种群 A 粒子序号,  $i \in (1, 2, \dots, N)$ ;  $j$  为种群 B 粒子序号,  $j \in (1, 2, \dots, M)$ ;  $k$  为迭代次数,  $k \in (1, 2, \dots, T)$ ;  $v_i^A$  为种群 A 中粒子  $i$  的速度;  $v_j^B$  为

种群 B 中粒子  $j$  的速度;  $\tilde{\omega}^A$  为种群 A 的惯性权重因子;  $\tilde{\omega}^B$  为种群 B 的惯性权重因子;  $c_1^A$  和  $c_2^A$  为种群 A 的加速因子;  $c_1^B$  和  $c_2^B$  为种群 B 的加速因子。通常这 2 组参数设置不同, 以保证种群 A 和种群 B 有不同的运动轨迹, 从而有更大范围的搜索解空间。种群 A 和种群 B 中粒子本身所找到的最优解  $\text{pbest}$  与标准 PSO 算法中的更新方式相同, 即:  $\text{pbest}_{ik}^A = x_{i1}^A$ ;  $\text{pbest}_{jk}^B = x_{j2}^B$ 。其中:

$$f(x_{i1}^A) = \min f(x_{it}^A), \quad t \in 1, \dots, k; \quad (18)$$

$$f(x_{j2}^B) = \min f(x_{jt}^B), \quad t \in 1, \dots, k. \quad (19)$$

### 2.2 赌轮选择

根据文献[11]和[12]可知, 基于邻域拓扑的 PSO 算法比标准 PSO 算法有更好的寻优性能。邻域拓扑方法是在邻域范围内根据拓扑关系来选择  $\text{gbest}$ , 本质上是一种固定选择方法。为充分发挥双种群的优势, 在此借鉴遗传算法的概率选择机制对邻域拓扑方法进行改进。其算法思想如下: 双种群共享一个选择池 (Selection pool), 该选择池存储 2 个种群中当前具有较好适应值的粒子位置, 反映粒子群体经验值  $\text{gbest}$  选择池中随机选择。随机选择机制保证具有较好适应值的粒子位置有更大的概率作为  $\text{gbest}$ 。设选择池的容量为  $L$ , 其第  $l$  个元素记为  $SP[l]$ , 则对应的选择概率为:

$$e(x) = \frac{1}{1 + f(x)}; \quad (20)$$

$$P_l = \frac{e(SP[l])}{\sum e(SP[l])}. \quad (21)$$

种群 A 的群体经验值  $\text{gbest}_k^A$  通过以下选择方法产生:

$$r = \text{Rand}(0, 1); \quad (22)$$

$$P_0 + P_1 + \dots + P_{l-1} \leq r \leq P_0 + P_1 + \dots + P_l \quad (P_0 = 0); \quad (23)$$

$$\text{gbest}_k^A = SP[l]. \quad (24)$$

种群 B 的群体经验值  $\text{gbest}_k^B$  通过以下选择方法产生:

$$r' = \text{Rand}(0, 1); \quad (25)$$

$$P_0 + P_1 + \dots + P_{l'-1} \leq r' \leq P_0 + P_1 + \dots + P_{l'} \quad (P_0 = 0); \quad (26)$$

$$\text{gbest}_k^B = SP[l']. \quad (27)$$

### 2.3 最优潮流约束条件的特殊处理

惩罚因子设计是高效求解最优潮流问题的关键。在此, 利用粒子群算法的群体信息设计一种自适应惩罚因子。

$$\theta(k+1) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha} \theta(k), & \text{gbest}_t \in \zeta, \forall t \in [k-\gamma, k]; \\ \beta \theta(k), & \text{gbest}_t \notin \zeta, \forall t \in [k-\gamma, k]; \\ \theta(k), & \text{其他。} \end{cases} \quad (28)$$

其中:  $\theta(k)$  和  $\theta(k+1)$  分别为第  $k$  代和第  $k+1$  代惩罚因子;  $\alpha$ ,  $\beta$  和  $\gamma$  为可调参数, 且  $\alpha > 1$ ,  $\beta > 1$ ,  $\alpha \neq \beta$ ;  $\zeta$  为最优潮流可行域。式(28)表明: 若前  $\gamma$  代中, 最优粒子都是可行解, 则减小惩罚因子; 若前  $\gamma$  代中, 最优粒子都是不可行解, 则增大惩罚因子; 若前  $\gamma$  代中, 最优粒子既有可行解, 又有不可行解, 则保持惩罚因子不变。设  $\theta_g(k)$  和  $\theta_h(k)$  分别为  $\mathbf{g}(\mathbf{x})=0$  和  $\mathbf{h}(\mathbf{x}) \leq 0$  的惩罚因子向量, 则经约束处理后的增广目标函数为:

$$f(x) = f(x) + (\theta_g(k), \theta_h(k)) (|\mathbf{g}(\mathbf{x})|^2, |\mathbf{h}(\mathbf{x})|^2)^T. \quad (29)$$

### 2.4 算法流程

基于 TSPSO 算法的最优潮流问题求解流程图 1。TSPSO 算法是将双种群思想和概率选择机制相结合而形成的一种优化算法。2 个种群由于采取了不同

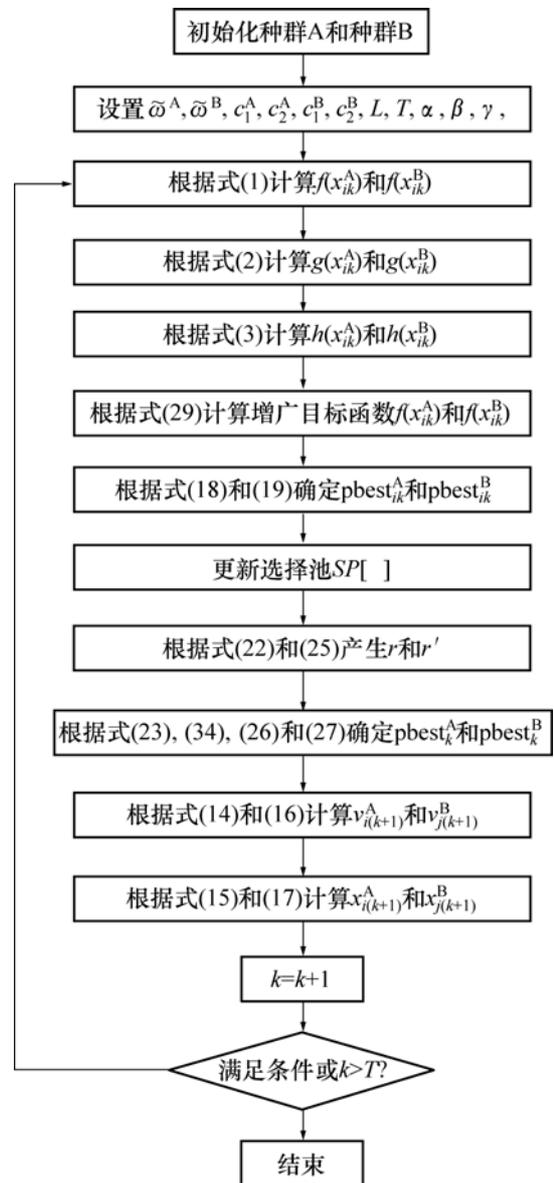


图 1 基于 TSPSO 算法的最优潮流问题求解流程

Fig.1 Flow chart of TSPSO based OPF solution

的参数设置,使得粒子在进化过程中具有不同的飞行轨迹,尽可能大地探索可能区域,增强了算法的全局搜索能力。采用赌轮算法的概率选择机制使得粒子可以在较好的可行解邻近范围内高强度搜索,增强了算法的局部搜索能力。该算法很好地平衡了全局搜索和局部搜索,在求解最优潮流时既能有效跳出局部最优,又能在局部进行精确寻优。

### 3 测试算例

#### 3.1 Rastrigrin 标准函数测试

Rastrigrin 函数是标准进化计算测试函数,其表达式如下:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{d=1}^n [x_d^2 - 10 \cos(2\pi x_d) + 10] \quad (30)$$

其中:  $x_d \in (-5.12, 5.12)$ 。Rastrigrin 是 1 个多峰函数,有很多正弦凸起的局部极小点。当  $x_d=0$  时达到全局最小值  $f(\mathbf{x})=0$ , 在  $s = \{x_d \in (-5.12, 5.12), d = 1, 2, \dots, n\}$  内约有  $10n$  个局部极小点。为测试 TSPSO 算法的性能,对不同维数的 Rastrigrin 函数分别进了 30 次独立试验,并与标准 PSO 算法和遗传算法(GA)进行比较。

TSPSO, PSO 和 GA 均通过 Java 语言编程实现。测试环境中 CPU 内存为 2.4G, RAM 内存为 512M。实验中算法参数设置如下<sup>[13]</sup>。

a. PSO 算法: 种群规模为 30, 惯性权重因子为 0.729, 加速因子为 2, 最大迭代次数为 1 000。

b. TSPSO 算法: 2 个种群规模均为 30,  $\tilde{\omega}^A$  在 0.9~0.4 范围内线性变化,  $\tilde{\omega}^B = 0.729$ ,  $c_1^A = c_2^A = 2$ ,  $c_1^B = c_2^B = 1.494 45$ , 最大迭代次数为 1 000。

c. GA 算法: 种群规模为 30, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.1。采用十进制编码和赌轮选择方式,测试结果见表 1。从表 1 可以看出,在  $d$  取 10 维、20 维和 30 维的情况下, TSPSO 算法均优于 PSO 和 GA 算法。

表 1 Rastrigrin 函数测试结果

Table 1 Results of Rastrigrin function

	10 维	20 维	30 维	
TSPSO	最差值	$3.250 \times 10^{-2}$	3.351	13.627
	最好值	$4.018 \times 10^{-3}$	0.918	5.215
	平均值	$1.768 \times 10^{-2}$	1.627	9.254
PSO	最差值	10.813	42.824	106.037
	最好值	1.957	11.579	20.267
	平均值	3.973	26.076	48.713
GA	最差值	25.875	64.985	152.869
	最好值	18.058	28.736	53.952
	平均值	8.097	33.853	70.856

可见,在求解复杂优化问题时, TSPSO 算法更具优势。这是因为 TSPSO 算法中同时包含了确定性和随机性搜索因素,在处理多维复杂函数时能表现出较强的优化性能。

#### 3.2 IEEE 30 节点系统测试

将经过标准进化计算函数测试的 TSPSO 算法用于 IEEE30 节点系统最优潮流求解。该系统有 6 台发电机组, 41 条支路, 4 个带负荷调压变压器, 其参数设置见文献[14]。最优潮流的目标函数是发电成本最小, 第  $g_1$  台和  $g_2$  台发电机的燃料成本函数为分段二次成本曲线; 第  $g_5, g_8, g_{11}$  和  $g_{13}$  台发电机的燃料成本函数为二次成本曲线, 其参数设置如表 2 所示。

表 2 发电机组二次成本曲线参数

Table 2 Coefficients of quadratic cost function of generators

发电机 序号	功率/MW		系数		
	下限	上限	$a_{gi}$	$b_{gi}$	$c_{gi}$
$g_1$	50	140	55.0	0.70	0.005 00
	140	200	82.5	1.05	0.007 50
$g_2$	20	55	40.0	0.30	0.010 00
	55	80	80.0	0.60	0.020 00
$g_5$	15	50	0	1.00	0.062 50
$g_8$	10	35	0	3.25	0.008 34
$g_{11}$	10	30	0	3.00	0.025 00
$g_{13}$	12	40	0	3.00	0.025 00

TSPSO 算法中参数设置如下:  $\tilde{\omega}^A$  取 0.9~0.4 线性变化,  $\tilde{\omega}^B = 0.729$ ,  $c_1^A = c_2^A = 2$ ,  $c_1^B = c_2^B = 1.494 45$ , 最大迭代次数为 1 000, 测试次数为 50 次。

##### 3.2.1 不同种群规模的比较

该实验中 TSPSO 算法中种群 A 和种群 B 规模可以为 30、45 和 60, 因此, 一共有 9 种组合。选择池容量  $L$  固定选取为  $5\%(N+M)$ , 并选取 50 次测试中的最优值作为最优潮流的计算结果。计算中选取  $g_1$  为平衡节点。由表 3 可知, 计算 IEEE30 节点系统时, 种群 A 和种群 B 最合适的种群规模应分别为 60 和 45。

表 3 不同种群规模下最优潮流求解结果比较

Table 3 Results of OPF under different population sizes

种群 A	种群 B		
	30	45	60
30	657.53	655.21	649.34
45	651.32	649.65	649.32
60	649.71	648.45	648.78

##### 3.2.2 不同选择池容量的比较

在种群 A 和种群 B 的种群规模分别为 60 和 45 的

前提下, 测试选择池容量。选择池容量  $L$  与种群规模  $(N+M)$  的比值分别为 5%, 8%, 10% 和 15%。选取 50 次测试中的最优值作为最优潮流的计算结果, 所得最优潮流求解结果分别为 648.45, 647.41, 647.78 和 648.23。通过进一步改进选择池容量, IEEE30 节点系统的最优值为 647.41, 优于文献[15]中采用进化规划计算所得的结果 647.79。

## 4 结 论

**a.** 提出一种新的带赌轮选择机制的双种群粒子群优化算法用于求解最优潮流问题, 为快速求解最优潮流问题提供了一种可行方法。该算法具有以下特点:

1) 2 个种群并行搜索过程扩大了整个粒子群的搜索范围, 使得寻找到最优点的概率明显提高, 有效避免了搜索陷入局部极值从而导致算法早熟的问题。

2) 概率选择机制使得粒子可以在较好的可行解邻近范围内高强度搜索, 增强了算法的局部搜索能力。

3) 自适应惩罚因子有效区分了最优潮流的目标函数和约束条件对种群进化的影响, 使得种群可以跨越不可行域到可行域进行搜索。

**b.** 通过 IEEE30 节点系统测试证明 TSPSO 算法可以更加有效地求解最优潮流问题, 并能获得较高精度的求解结果。由于 TSPSO 算法中的改进之处具有普遍性, 因此, 该算法可以用于求解电力系统运行与控制中的其他复杂优化问题。

### 参考文献:

- [1] 刘盛松, 侯志俭, 郇能灵, 等. 基于滤波器—信赖域方法的最优潮流算法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 1-6.  
LIU Sheng-song, HOU Zhi-jian, TAI Neng-ling, et al. Optimal power flow algorithm based on filter-trust region method[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 1-6.
- [2] 丁晓莺, 王锡凡, 张 显, 等. 基于内点割平面法的混合整数最优潮流算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 1-7.  
DING Xiao-ying, WANG Xi-fan, ZHANG Xian, et al. Mixed integer optimal power flow based on interior point cutting plane method[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(2): 1-7.
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [4] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Micromachine and Human Science. Piscataway: IEEE Press, 1995: 39-43.
- [5] SHI Yu-hui, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [6] SHI Yu-hui, Eberhart R. Parameter selection in particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming. Germany: Springer-Verlag, 1998: 591-600.
- [7] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 84-89.
- [8] Angeline P J. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: philosophy and performance difference[C]// Proceedings of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming. Germany: Springer-Verlag, 1998: 601-610.
- [9] SHI Yu-hui, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1945-1950.
- [10] 李枚毅, 蔡自兴. 基于粒群行为与克隆的移动机器人进化路径规划[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2005, 36(5): 739-744.  
LI Mei-yi, CAI Zi-xing. Evolutionary path planning based on swarm behavior and clone for mobile robot[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2005, 36(5): 739-744.
- [11] Suganthan P N. Particle swarm optimiser with neighbourhood operator[C]//Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1958-1962.
- [12] Kennedy J. Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance[C]// Proceedings of the IEEE Congress of Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1931-1938.
- [13] LI Ting, LAI Xu-zhi, WU Min. An improved two-swarm based particle swarm optimization algorithm[C]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2006: 3129-3133.
- [14] Alsac O, Stott B. Optimal load flow with steady state security[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1974, PAS-93: 745-751.
- [15] Yuryevich J, Wong K P. Evolutionary programming based optimal power flow algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1999, 14(4): 1245-1250.