

基于改进粒子群算法考虑阀点效应的 经济负荷最优分配

潘 晨¹, 滕 欢², 梁梦可², 宫毓斌²

(四川大学智能电网四川省重点实验室, 四川 成都 610065)

摘 要:经济分配对于电力系统节能至关重要,是电网中一类典型的优化问题,基于传统的粒子群算法的优化方法由于仅考虑速度与位置参数,易导致局部最优。针对电力系统的有功经济分配,考虑发电机组的阀点效应,提出一种改进型粒子群算法。通过引进视角参数,使粒子的移动状态受到视角的制约,改善传统算法粒子容易早熟而陷入局部最优的缺陷,降低搜索随机性并提高优化精度。仿真结论表明,带有视角参数的改进粒子群算法有更高效的全局搜索能力和更可靠的最优解,为发电机有功经济分配问题提供一种有效的新算法。

关 键 词:阀点效应; 视角参数; 经济分配; 改进粒子群优化算法; 局部最优

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.01.020 中图分类号:TM731 文章编号:1673-9140(2020)01-0151-06

Optimal distribution of economic loads based on the improved particle swarm optimization considering valve-point effects

PAN Chen¹, TENG Huan², LIANG Mengke², GONG Yubin²

(Intelligent Electric Power Grid Key Laboratory of Sichuan Province (Sichuan University), Chengdu 610065, Sichuan, China)

Abstract: Economic distribution (ED) is a typical optimization problem of power grid and it is also very important for power system energy saving. However, the optimization method based on the traditional particle swarm algorithm only considers speed and position parameters, which easily leads to local optimization. Under this background, taking into account the valve-point effect of generators, an improved particle swarm algorithm is proposed for the active power distribution of power systems. The perspective parameter is introduced, and then the moving state of particle is decided by the new high-dimensional parameters. The proposed algorithm can avoid the local optimal, reduce the search randomness and improve the optimization accuracy. Simulation results shows that the improved particle swarm algorithm with viewing angle parameters has a more efficient global search capability and a more reliable optimal solution, which provides an effective new algorithm for the power system economic distribution problem.

Key words: valve-point effect; visual angle parameter; economic distribution; improved particle swarm optimization algorithm; local optimum

经济分配(economic distribution, ED)对于电力系统节能至关重要,适当的分配方法可以有效地为电厂节约生产成本。处理好此类问题可有效提高电网运行的经济性及合理性。作为电网中一类典型的优化问题,其目的是在均衡各类约束前提下,确定各发电机组的有功功率分配值,使系统运行总成本最大经济化^[1]。通过研究发现:因为发电机组自身都会存在阀点效应(valve-point effect),就无法避免地使得其输出特性曲线表现出非线性非凸、不可导的弊端^[2],另外,由于配电网系统包含众多发电机组,所以机组输入输出特征曲线难免具有高维数、多局部极值的数学特征。

常见的经典算法有拉格朗日乘数法、动态、线性规划法等^[3-5],此类算法都需要求解目标具有特定的数学性态,如可导甚至可微等。显然传统的分配算法已不能满足要求,近年来,各种智能优化启发式算法兴起:文献[6]提出了改进的遗传算法,其交叉算子使得后代有更多机会全局范围搜索以获得全局最优解,但其参数设置过于繁琐,且算法的性能与其参数设置有很大的关系;文献[7]提出禁忌搜索算法,但其运算结果对初值的选取依赖性较大且迭代以串行方式进行,这种非并行的方式下搜索只是单一状态的进行,致使搜索效率不高;文献[8]提出了一种鲑鱼粒子群优化算法,其改进机制依赖于一个自适应鲑鱼粒子的掺入量,并用鲑鱼粒子提高陷入惰性群体的活力并加快搜索;文献[9]通过分析学习策略与种群的多样性关系提出了一种新的学习策略,增强了粒子间的信息交流;标准的粒子群优化算法虽然对初值要求不是很严格,但存在“早熟”风险,若加入过多的限制条件又会影响到其收敛速度^[10]。为了改善算法的性能,很多复合的智能优化算法应运而生,虽然提高了算法的应用范围、鲁棒性以及寻优能力,但算法的混合也在一定程度上使得参数的选取变得更加混乱和困难。

该文提出带有视角参数的改进粒子群优化算法,是为了不让粒子局限于仅由位置、速度构成的低维寻优空间而降低搜索效率,而是让粒子在包含视角参数的高维区间内寻优。寻优过程相当于粒子在起伏的山腰之间移动,均容易找到其在邻近的山峰最高点,但是容易陷入局部最优,此时若引进视角参

数,开阔了粒子的视野,有利于朝着最高峰的目标眺望,避免陷入局部最优。视角、速度、位置、这3类参数使得每个粒子在一个全新的寻优空间内搜寻,并及时地对多维的控制变量进行寻优并修正。不仅可以有效避免运算结果陷入局部最优的缺陷,还能进一步降低寻优结果的随机性。提高了处理非凸ED问题的效能。

1 经济负荷分配数学模型

1.1 目标函数

ED优化问题的目标是在满足供电平衡以及系统和机组各种约束条件的前提下,确定各发电机组的功率分配值,使系统总运行费用最小,即发电成本最小。系统总的发电成本等于各个机组相应成本之和,描述为

$$\min F = \sum_{i=1}^{N_g} f_i(p_i) \quad (1)$$

式中 F 为系统总的发电成本; N_g 为发电机的总数; p_i 为第 i 个发电机的有功功率; $f_i(p_i)$ 为第 i 个发电机的耗量函数,通常,耗量函数可由标准二次多项式来逼近,即

$$f_i(p_i) = a_i p_i^2 + b_i p_i + c_i \quad (2)$$

式中 a_i 、 b_i 、 c_i 是第 i 个发电机的耗量常数。

考虑到含多阀汽轮机的火力发电机组,当汽轮机进气阀突然开启时,在阀点处通常会出现拔丝现象,即当系统中的发电单元的发电功率逐渐增加的同时,发电机汽门的开放数量也必须相应地随之增多,当前级进气门完全打开之后而后级进气门刚刚开启时,蒸汽流通受到一定的阻碍使得耗量增加,致使耗量曲线沿 y 轴正方向凸起,出现阀点效应^[11]。如果仅用光滑的标准二次函数表达式将无法正确描述其输入输出特性。因此,顾及到阀点效应造成输入输出特性的不连续性和高阶非线性,理应在耗量函数上再叠加一个正弦项,即阀点效应可表示为

$$E_i = |g_i \sin[h_i(p_i - p_{i,\min})]| \quad (3)$$

式中 E_i 是因阀点效应附加在原耗量曲线的绝对值增量; g_i 、 h_i 为第 i 个发电机的阀加载系数; $p_{i,\min}$ 为第 i 个发电机的有功功率下限。由于阀点效应的存在,使得系统存在多个局部极值,忽略阀点效应带来的影响会使求解精度存在很大偏差,因此,考虑阀

点效应的总成本目标函数为

$$\min F = \sum_{i=1}^{N_g} f_i(p_i) + \sum_{i=1}^{N_g} E_i \quad (4)$$

1.2 约束条件

电力系统经济分配的约束主要包含两大类:发电机有功功率约束以及功率平衡约束。

1) 发电机运行有功功率约束。

$$p_{i,\min} \leq p_i \leq p_{i,\max} \quad (5)$$

式中 $p_{i,\min}$ 、 $p_{i,\max}$ 依次为第 i 个发电机有功功率的最小、最大限值; p_i 为第 i 个发电机的有功出力。

2) 功率平衡约束。

$$\sum_{i=1}^{N_g} p_i = p_L + p_S \quad (6)$$

式中 p_L 、 p_S 分别为系统的总负荷和总网损。网损可经由潮流方程或者 B 系数法求得。采用 B 系数法可以把有功网损简化为单一变量即发电机有功功率的函数:

$$p_S = \mathbf{p}^T \mathbf{B} \mathbf{p} + \mathbf{p}^T \mathbf{B}_0 + B_{00} \quad (7)$$

式中 \mathbf{p} 为发电机功率的 N_g 维列向量; $\mathbf{B} \in R^{N_g \times N_g}$ 、 $\mathbf{B}_0 \in R^{N_g}$ 、 $B_{00} \in R$ 均为网损系数,也叫做 B 系数。但当网络覆盖较为密集时,网损可以略去,该文使用 B 系数法计算网损。

1.3 求解 ED 问题的思路

如果发电机组功率越限,则取值为相应的功率上、下限值;引进惩罚函数,将电力平衡约束式计入目标函数,即

$$\min F = \sum_{i=1}^{N_g} f_i(p_i) + \sum_{i=1}^{N_g} E_i + \lambda \left| \sum_{i=1}^{N_g} p_i - p_L - p_S \right| \quad (8)$$

其中 λ 为惩罚因子,惩罚因子的选择至关重要,太小起不到惩罚作用,太大则由于误差的影响会导致错误。

2 带有视角参数的粒子群算法

2.1 经典粒子群优化算法

粒子群算法(PSO)通过对鸟类集体活动的观察,利用个体与群体信息的相互交流,使种群的移动在问题的求解空间内从分散到集中不断演化,从而获得最优解^[12]。PSO 算法可看成鸟群在某一范围寻觅食物,每一个鸟均可假想成一个粒子,也就是目

标问题的可能解,在此过程中,鸟群不断调整飞行的速度与位置直至觅食结束,其中速度与位置的修正^[13]为:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega^{k+1} v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (p_{gj}^k - x_{ij}^k) v_{ij}^{k+1} \quad (9)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (10)$$

式中 $i=1,2,3 \dots m$ (m 为粒子的规模); $j=1,2,3 \dots D$ (D 为粒子的维数); c_1 、 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 为介于 0 和 1 之间均匀分布的随机数; v_{ij}^k 、 v_{ij}^{k+1} 依次为粒子 i 的第 j 个变量在第 k 次和第 $k+1$ 次更新时的速度; x_{ij}^k 、 x_{ij}^{k+1} 依次为粒子 i 的第 j 个变量在第 k 次和第 $k+1$ 次更新时的位置。 p_{ij}^k 为粒子 i 的第 j 个变量在第 k 次更新时个体最优位置; p_{gj}^k 为全体中的第 j 个变量在第 k 次更新的全局最优位置。式(9)中,第 1 项表示粒子原先的速度,旨在保证算法的全局收敛;第 2、3 项则体现局部收敛性。可以看出权重 ω 的大小决定了在多大程度上维持原速; ω 较大,则全局收敛性能较强,局部收敛性能较弱; ω 较小,则反之。后来,通过对 ω 进行动态调整,SHI 提出了新的权重方案,其表达式为

$$\omega^{k+1} = \omega^k - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot t / K_{\max} \quad (11)$$

式中 K_{\max} 表示最大进化次数; t 表示当前迭代次数; ω_{\max} 、 ω_{\min} 分别表示最大和最小惯性权重。在大多数应用中, ω_{\max} 、 ω_{\min} 分别取 0.9、0.4^[14-15]。

2.2 带有视角参数的粒子群算法

该文所介绍的新型粒子群优化算法,以传统算法为基础引入了视角参数。假想粒子在起伏的山峦间移动,由于视野的受限,很有可能只在局部范围内找到山峰,而并非最高峰,这就使得粒子易陷入局部最优而不易得到全局最优的解。带有视角参数的新型粒子群优化算法(VAPSO),将粒子的移动方向和位置设置为由粒子的视角、速度共同决定,而不仅仅由速度参数单一决定,一方面为粒子提供广阔的移动视野避免了移动盲区,与此同时又增强了寻优的方向性。每一个粒子将具有位置、速度、视角 3 类矢量参数,这 3 类矢量参数相互制约相互影响。

此时,速度的更新仍按式(9)进行,而位置的更新为

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} + \theta_{ij}^{k+1} x_{ij}^{k+1} \quad (12)$$

式中 θ_{ij}^{k+1} 表示粒子 i 的第 j 个变量在第 $k+1$ 次

更新时的视角,其余3个量与前述含义相同。

在传统的粒子群优化算法中,由于随机参数的引进,使得速度的更新本身就已经融入了随机优化理论^[16]。视角参数的设置不宜再引进随机性法则,而是对照临近2次优化结果的适应度值相同与否来对视角参数值进行更正。若目前粒子的适应度值与此前一次的值相等,则依据当前适应度以及平均适应度来修正视角。即进行更新:

$$\theta_{ij}^{k+1} = \begin{cases} \theta_{ij}^k + l_j (F_{fii}^k - P_g^k) / (F_{av}^k - P_g^k) & F_{fii}^k = F_{fii}^{k+1} \\ \theta_{ij}^k & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中 l_j 为第 j 个变量对应的可行区间的长度; θ_{ij}^k 和 θ_{ij}^{k+1} 依次为粒子 i 的第 j 个待优化变量在第 k 和 $k+1$ 次更新时的视角; P_g^k 是所有粒子在第 k 次更新时的最佳适应度值; F_{fii}^k 为粒子 i 在第 k 次更新时的适应度值; F_{av}^k 为全体粒子在第 k 次更新时的平均适应度值。

由上述可知,速度侧重于调节移动位置的变化,若寻优前后2次的适应度值不同,则视角维持不变,此时位置将随着速度的变化而变化,这样,粒子就会在某一固定视角下,仅由速度、位置组成的平面区域寻优;否则,视角将按式(13)寻优,那么在仅由速度、位置组成的区域内,粒子的视角将开始不断变化。由此看出,视角控制着粒子的视野,使其视野足够开阔,在更加广泛的范围内寻优。

2.3 VAPSO 算法基本步骤

VAPSO 算法应用在电力系统负荷优化分配中,通过视角的不断变化,并配合以速度与位置的相应变化不断地更新个体极值和全局极值,直到寻找到最优解。算法的基本流程如下。

Step1: 设置初始参数,包括粒子的规模 m 、最大迭代次数 K_{\max} 、最大最小惯性权重 ω_{\max} 、 ω_{\min} 、学习因子 c_1 、 c_2 和粒子维数 D 等;

Step2: 对各个粒子的视角、速度、位置以及个体和全局极值进行初始化,并求出相应的适应度值,文中选目标函数作为适应度函数;

Step3: 根据式(9)、(12)、(13)对粒子的速度、位

置、视角进行修正;

Step4: 对各个粒子,用它的适应度值和个体、全局极值进行对比,并按照相关修正方程进行极值的修正;

Step5: 进行边界条件的处理;

Step6: 判断算法终止条件是否满足,若是,则终止运算并记录优化后的数据,否则,返回 Step3,以此循环。

3 算例分析

3.1 算例分析

以文献[17-18]的3机6母线电力系统为例,发电机组承担的总负载为 $p_L = 500$ MW,为了便于分析和比较,优化时考虑3种情况:①忽略网损和阀点效应;②忽略网损计及阀点效应;③计及网损和阀点效应。网损采用 B 系数法求得。各发电机耗量特性系数和有功功率的限值如表1所示,3种情况下的仿真结果分别如表2~4所示。

表1 发电机耗量特性系数及有功功率限值

Table 1 The characteristic coefficients of input-output and generation limits of generators

机组	a_i	b_i	c_i	g_i	h_i	$p_{i,min}$	$p_{i,max}$
1	0.001 56	7.92	561	300	0.031 5	100	600
2	0.001 94	7.85	310	200	0.042 0	100	400
3	0.004 82	7.97	78	150	0.063 0	50	200

表2 情形1结果

Table 2 The results of case 1

可行解	p_1	p_2	p_3	$\sum p_i$	F
1	275.505 2	173.185 8	51.309 0	500.000 0	5 088.7
2	181.841 7	247.631 2	70.519 4	499.992 3	5 090.0
3	228.229 7	178.393 3	93.374 5	499.997 5	5 086.3
最优解	228.268 0	201.311 4	70.423 8	500.000 0	5 082.2

表3 情形2结果

Table 3 The results of case 2

可行解	p_1	p_2	p_3	$\sum p_i$	F
1	199.733 3	100.666 9	199.599 8	500.000 0	5 191.5
2	299.466 2	100.664 0	99.869 8	500.000 0	5 120.2
3	100.001 4	250.263 8	149.734 8	500.000 0	5 149.8
最优解	199.881 0	249.839 3	50.272 3	499.992 6	5 095.7

表 4 情形 3 结果

Table 4 The results of case 3

可行解	p_1	p_2	p_3
1	199.733 1	215.643 8	149.733 1
2	359.253 5	100.000 0	99.866 5
3	299.466 2	120.620 7	149.733 1
最优解	199.929 2	258.502 2	99.863 8

可行解	$\sum p_i$	p_s	F
1	565.110 0	65.11	5 875.5
2	559.120 0	59.12	5 929.5
3	569.820 0	69.82	5 889.6
最优解	558.295 2	58.30	5 672.6

通过对比表 2 与表 3 的数据可知,忽略网损考虑阀点效应产生的发电成本高于忽略网损忽略阀点效应的情况,超出的成本正是由于阀点效应的脉动效果产生的,并且超出部分并非按比例增加,这也使各个机组有功功率的配额产生了一定的变化;对比表 3 与表 4 可知,考虑网损之后发电成本在原有基础上进一步增加,由于网损占机组总有功功率的比重达到 10%左右,因此并不能忽略,所以为了精确计算总成本,阀点效应和网损均应该考虑在内。从表 2~4 还可以看出,这 3 种情况下得到的最优解数值分别为 5 082.2、5 095.7 和 5 672.6,优于文献 [16]对应的数值 5 083.04、5 121.47 和 5 735.93。即按该文所述的改进算法有着更好的优化精度,更能找到最优解,从而使功率配额更加科学经济。

以忽略网损计及阀点效应的情况为例,从适应度进化曲线(图 1)可以看出:传统的粒子群算法迭代 35 次左右就趋于稳定值,此时,带有视角参数的粒子群优化算法仍在寻优中,在迭代 63 次左右依然有一个在局部最优处的阶跃式跳出动作,仿真表明,虽然传统的粒子群优化算法收敛速度稍快,但是收敛精度却不如后者,带有视角参数的粒子群优化算法拥有更好的全局搜索视野,降低了结果的随机性,更易找到最优解,同时解的精度也相应提高。

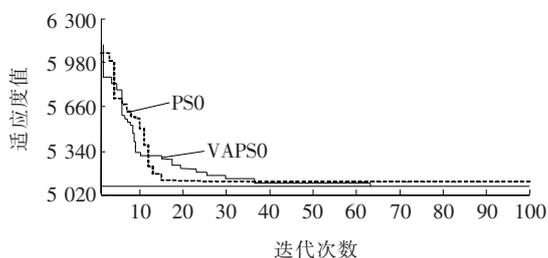


图 1 适应度进化曲线对比

Figure 1 The comparison of fitness evolution curves

3.2 检验函数分析

为了表征该文所述带有视角参数的改进粒子群优化算法的收敛优化性能,选择一个具有多个局部极值的函数作为检验函数进行说明,其表达式为

$$f(x,y) = 3\cos(xy) + x + y^2$$

其中 x, y 的取值范围均为 $[-4, 4]$ 。对 VAPSO 算法的初始参数进行设定:群体粒子个数 m 取 100 个;最大迭代次数为 200 次;最大最小惯性权重 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别取为 0.9、0.4。运行结果如图 2 所示。

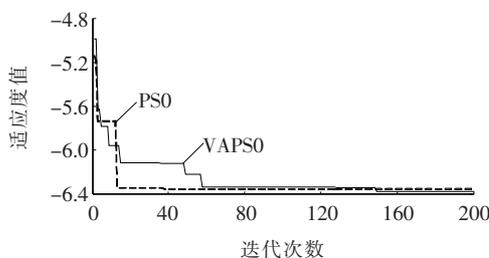


图 2 适应度进化曲线对比

Figure 2 The comparison of fitness evolution curves

由此可以看出,VAPSO 算法在迭代 150 次左右依然可以出现跳出局部最优的动作,而此时 PSO 算法早已趋于平稳,已不能再跳出局部最优了。虽然这是迭代了 200 次的结果,但如果迭代更多次数的话,VAPSO 算法将会有更多的跳出局部最优的动作就越有可能逼近更高精度的解。在处理多峰优化问题时,VAPSO 算法可以有效地避免陷入局部最优,且拥有更好的寻优精度,体现出一定的优越性。

4 结语

该文提出的 VAPSO 算法,与传统 PSO 算法相比,由于引入了粒子的视角参数,使得粒子具有更好的移动视野,开阔的视野极大减小了寻优结果的随机性,理论上能够以相对大的概率找到全局最优解,在解决电力系统经济负荷分配及相关题目中具有容易跳出早熟区间的优点,上述算例与检验函数都表明了该文所述算法的可行性。利用 VAPSO 算法能够有效解决高维、非凸、非线性约束的优化问题,且计算效率高,可操作性强。

参考文献:

- [1] 刘静, 罗先觉. 采用多目标随机黑洞粒子群优化算法的环境经济发电调度[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(34): 105-111.
LIU Jing, LUO Xianjue. Environmental economic dispatching adopting multi-objective random black-hole particle swarm optimization algorithm[J]. Proceedings of CSEE, 2010, 30(34): 105-111.
- [2] 沈茂亚, 丁晓群, 王宽, 等. 自适应免疫粒子群算法在动态无功优化中应用[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(1): 31-35.
SHEN Maoya, DING Xiaqun, WANG Kuan, et al. Application of adaptive immune PSO in dynamic reactive power optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(1): 31-35.
- [3] 张雪雯, 李艳君. 基于自调节粒子群算法的电力系统经济负荷分配[J]. 电网技术, 2006, 30(18): 8-13.
ZHANG Xuwen, LI Yanjun. Self-adjusted particle swarm optimization algorithm based economic load dispatch of power system[J]. Power System Technology, 2006, 30(18): 8-13.
- [4] 李勇, 王建君, 曹丽华. 基于繁殖粒子群算法的火电厂负荷优化分配[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(4): 80-83+87.
LI Yong, WANG Jianjun, CAO Lihua. Optimal load dispatching based on breeding particle swarm optimization algorithm for thermoelectric power plant[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(4): 80-83+87.
- [5] 徐晨博, 薛友, 林紫菡, 等. 计及可转移负荷的电-气综合能源系统多目标优化[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(3): 13-23.
XU Chenbo, XUE You, LIN Zihan, et al. Multi-objective optimization of an integrated electricity-gas energy system considering transferable loads [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(3): 13-23.
- [6] 邓剑波, 马瑞, 胡振文, 等. 基于改进粒子群算法的冷热电联供微网优化调度[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(2): 35-42.
DENG Jianbo, MA Rui, HU Zhenwen, et al. Optimal scheduling of micro-grid with CCHP systems based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(2): 35-42.
- [7] 曾令全, 罗富宝, 丁金嫒. 禁忌搜索粒子群算法在无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 129-134.
ZENG Lingquan, LUO Fubao, DING Jinman. Application of particle swarm optimization algorithm integrated with tabu search in reactive power optimization[J]. Power System Technology, 2011, 35(7): 129-134.
- [8] 袁晓冬, 费骏韬, 胡波, 等. 资源聚合商模式下的分布式电源、储能与柔性负荷联合调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 17-26.
YUAN Xiaodong, FEI Juntao, HU Bo, et al. Joint scheduling model of distributed generation, energy storage and flexible load under resource aggregator mode [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 17-26.
- [9] 杨凯淇, 许丹, 谢华宝, 等. 计及燃气-蒸汽联合循环机组的热电联合调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(8): 137-144.
YANG Kaiqi, XU Dan, XIE Huabao, et al. Combined heat and power dispatching model based on gas-steam combined cycle unit[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(8): 137-144.
- [10] 江岳文, 陈冲, 温步瀛. 含风电场的电力系统机组组合问题随机模拟粒子群算法[J]. 电工技术学报, 2009, 24(6): 129-137.
JIANG Yuewen, CHENG Chong, WEN Buying. Particle swarm research of stochastic simulation unit for commitment in wind farms Integrated Power System [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(6): 129-137.
- [11] Coelho LS, Mariani VC. An efficient cultural self-organizing migrating strategy for economic dispatch optimization with valve effect[J]. Energy Conversion and Management, 2010, 51(12): 2580-2587.
- [12] 赵波, 曹一家. 电力系统无功优化的多智能体粒子群优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 3-9.
ZHAO Bo, CAO Yijia. A multi-agent particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 3-9.
- [13] Park J B, Lee K S, Shin JR, et al. A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1): 31-42.