

空间粒子群优化算法及其在电力系统 环保经济负荷分配中的应用

周任军, 李绍金, 李红英, 康信文, 刘乐平, 周胜瑜

(长沙理工大学 智能电网运行与控制湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410114)

摘要: 针对粒子群优化算法易陷入局部最优、收敛过早的缺陷, 提出一种空间粒子群优化算法, 通过附加一类高度参数, 使粒子移动的方向和距离由单一速度决定转变成还受高度作用, 构成位置、速度、高度三维参数空间, 从而降低了计算结果的随机性。将该算法用于求解电力系统经济负荷分配问题, 在传统经济负荷分配考虑燃料成本的基础上, 综合考虑由机组排放污染气体所产生的环境成本。仿真结果表明, 相比经典粒子群优化算法和改进粒子群优化算法, 空间粒子群优化算法有较强的全局搜索能力和更可靠的优化计算结果, 在解决非线性、非凸性、不连续优化问题中具有有效性和优越性。

关键词: 粒子群优化算法; 寻优空间; 高度参数; 收敛性能; 环保经济负荷分配; 负荷管理; 优化; 模型
中图分类号: TM 73 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1006-6047.2014.09.002

0 引言

经济负荷分配 ELD(Economic Load Dispatch)是在满足系统负荷和运行约束条件的前提下, 电力系统或电厂内合理分配各机组负荷, 使发电成本最小化的电力系统典型优化问题。由于环保问题受到重视, 其优化目标中不仅考虑发电燃料成本或市场经济, 并且考虑 CO_2 、 NO_x 和 SO_2 等排放最小^[1]。

在经济调度优化问题的计算方法中, 智能算法由于对变量和函数不要求连续可微, 在解决非线性、非凸性、不连续优化问题中得到了广泛的应用和认可^[2]。但其计算结果随机性较大, 算法全局收敛性较差。因此, 在基本智能算法的基础上, 形成了结合遗传算法全局搜索能力强和禁忌搜索爬山能力强的优势的混合算法^[3]; 但是这类混合算法计算量大、时间较长, 并且随机性问题难以得到改善, 使得其难以胜任实时在线调度优化问题。粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization)算法由于其快速、简便而被逐渐应用和改进。引入随机变异算子^[4]、融入禁忌搜索思想^[5]、采用自适应变异算子的自调节^[6]、随机黑洞处理与聚类^[7]等方法引入了全局搜索信息, 增加了了解的多样性; 而改进的混沌粒子群优化算法则通过修正粒子群迭代的行动策略, 并引入混沌映射, 加强了适应度值较优的粒子的全局搜索能力^[8]。这些文献主要是改进了解的搜索方式或者融合了其他算法的优势, 在一定程度改善了过早收敛的缺陷, 但效果不

太令人满意, 并且计算结果的随机性问题仍很突出。

这些粒子群优化算法及其改进均是通过速度和位置 2 类参数对多维的控制变量进行寻优和修正, 其寻优过程有如绵延山群中, 站在每个山腰均容易得到所在山头的制高点, 即局部最优点; 但是若要寻求整个山脉的最高处, 则需要空中俯视, 改变寻优视角。因此, 可通过增加一类参数, 即高度参数, 将高度与速度、位置共同组成一个寻优空间, 探索一种新型的空间粒子群优化 SPSO(Space Particle Swarm Optimization)算法。

空间粒子群中高度参数的引入, 使所有粒子移动的方向和距离都是由其速度和高度共同决定, 构成位置、速度、高度 3 类参数空间; 此时群体中的所有粒子对应的每一维变量均跟随最优粒子对应变量在一个全新的空间解域内搜寻, 可有效解决算法易陷入局部最优、收敛过早的缺陷, 同时粒子群在高度参数的作用下, 易于跳出早熟区间, 并且降低寻优随机性。

1 环保经济负荷分配数学模型

1.1 发电燃料成本

发电燃料成本是指发电机组在发电过程中燃料消耗花费, 单台发电机一般可用二次函数近似表示为:

$$C(P_i) = \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, $C(P_i)$ 为第 i 台发电机燃料消耗费用($\$/\text{h}$); P_i 为第 i 台发电机的有功功率; N 为系统发电机总数; α_i 、 β_i 、 γ_i 为第 i 台发电机燃料消耗特性曲线参数(已经折算成钱), 均为常数。由此系统总燃料花费 $f_1(\$/\text{h})$ 可表示:

$$f_1 = \sum_{i=1}^N C(P_i) \quad (2)$$

1.2 环境成本

将污染气体综合排放量与对应气体单位排放价

收稿日期: 2013-08-23; 修回日期: 2014-07-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277016); 湖南省高校创新平台开放基金资助项目(12K074)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51277016) and the Innovation Platform Open Funds for Universities in Hunan Province(12K074)

格之积作为环境成本,污染气体主要包括 CO_2 、 SO_2 、 NO_x 等,通过排放量和折价标准折算出环境成本^[9]。则在单位时间内所产生的各类污染气体排放量(t/h)分别为:

$$e_{\text{Ci}}(P_i) = a_{\text{Ci}} + b_{\text{Ci}}P_i + c_{\text{Ci}}P_i^2 + \varepsilon_{\text{Ci}} \exp(\lambda_{\text{Ci}}P_i) \quad (3)$$

$$e_{\text{Si}}(P_i) = a_{\text{Si}} + b_{\text{Si}}P_i + c_{\text{Si}}P_i^2 + \varepsilon_{\text{Si}} \exp(\lambda_{\text{Si}}P_i) \quad (4)$$

$$e_{\text{Ni}}(P_i) = a_{\text{Ni}} + b_{\text{Ni}}P_i + c_{\text{Ni}}P_i^2 + \varepsilon_{\text{Ni}} \exp(\lambda_{\text{Ni}}P_i) \quad (5)$$

其中, $e_{\text{Ci}}(P_i)$ 、 $e_{\text{Si}}(P_i)$ 、 $e_{\text{Ni}}(P_i)$ 分别为第 i 台发电机单位时间内 CO_2 、 SO_2 、 NO_x 的排放量; a_{Ci} 、 b_{Ci} 、 c_{Ci} 、 ε_{Ci} 和 λ_{Ci} 为第 i 台发电机 CO_2 的排放参数(均为常数); a_{Si} 、 b_{Si} 、 c_{Si} 、 ε_{Si} 和 λ_{Si} 为第 i 台发电机 SO_2 的排放参数(均为常数); a_{Ni} 、 b_{Ni} 、 c_{Ni} 、 ε_{Ni} 和 λ_{Ni} 为第 i 台发电机 NO_x 的排放参数(均为常数)。由此可得整个系统单位时间内污染气体总的排放罚款,即环境成本 f_2 (元/h) 可表示为:

$$f_2 = \sum_{i=1}^N (\omega_{\text{C}} e_{\text{Ci}}(P_i) + \omega_{\text{S}} e_{\text{Si}}(P_i) + \omega_{\text{N}} e_{\text{Ni}}(P_i)) \quad (6)$$

其中, ω_{C} 、 ω_{S} 、 ω_{N} 分别为 CO_2 、 SO_2 、 NO_x 对应的环境价值与由于排放所受到的罚款。

1.3 环保经济负荷分配优化模型

1.3.1 目标函数

环保经济负荷分配的目标是使系统发电燃料成本与环境成本之和达到最小值。因此,其优化目标函数可表示为:

$$\min f = \min(f_1 + f_2) \quad (7)$$

其中, f 为系统总的发电综合成本($\$/\text{h}$)。

1.3.2 约束条件

a. 发电机有功功率约束为:

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (8)$$

其中, $P_i^{\max}$ 、 $P_i^{\min}$ 分别为第 i 台发电机有功功率的上、下限值。

b. 系统功率平衡约束为:

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_{\text{loss}} + P_{\text{D}} \quad (9)$$

其中, P_{loss} 、 P_{D} 分别为系统的总网损和总负荷。另外,在处理等式约束(功率平衡约束)时,采用待定消元法将等式约束转换为不等式约束。任选一个发电机组,以第 1 台为例,可将式(9)变形为如下形式:

$$P_1 = P_{\text{loss}} + P_{\text{D}} - \sum_{i=2}^N P_i \quad (10)$$

将式(10)分别代入到目标函数和不等式约束中,就可以消除等式约束,得到新的目标函数和不等式约束,这样不仅可以精确地处理等式约束,而且还减少了优化处理时变量的维数。

c. 机组旋转备用容量约束为:

$$\sum_{i=1}^N P_i^{\max} \geq P_{\text{D}} + S_{\text{D}} \quad (11)$$

其中, S_{D} 为系统总的备用容量。

2 空间粒子群优化算法

2.1 经典粒子群优化算法及其改进

粒子群优化算法是人们受到社会体系中个体行为的启示而提出的一种优化算法,它通过群体的信息共享与个体自身经验的总结来修正个体行动策略,最终求取优化问题的解^[10-12]。

在粒子群优化算法中,每个优化问题的未知解都可以作为搜寻范围内的一个点,即粒子。每个粒子都对应一个取决于待优化函数的适应度值,所有粒子移动的方向和距离都是由其速度决定的,并且群体中的所有粒子均跟随最优粒子在一个平面解域内搜寻。每次速度和位置的更新原则如下^[13-15]:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega^{k+1} v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (p_{gj}^k - x_{ij}^k) \quad (12)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (13)$$

其中, $i=1, 2, \dots, m$ (m 为种群规模); $j=1, 2, \dots, D$ (D 为未知量的个数); c_1 和 c_2 为学习因子; v_{ij}^k 、 v_{ij}^{k+1} 分别为粒子 i 对应第 j 个变量在第 k 次、第 $k+1$ 次修正时对应的速度; x_{ij}^k 、 x_{ij}^{k+1} 分别为粒子 i 对应第 j 个变量在第 k 次、第 $k+1$ 次修正时对应的位置; p_{ij}^k 为粒子 i 对应第 j 个变量在第 k 次修正时个体最优位置; p_{gj}^k 为整个群体对应第 j 个变量在第 k 次修正时全局最优位置; r_1 、 r_2 为介于 0~1 之间均匀分布的随机数。经典粒子群优化算法中惯性权重采用线性递减修正方式来更新权重值,具体修正模式如下^[16]:

$$\omega^{k+1} = \omega^k - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / K_{\max} \quad (14)$$

其中, ω^k 与 ω^{k+1} 分别为粒子在第 k 次和第 $k+1$ 次寻优所对应的惯性权重值; $\omega_{\max}$ 为最大惯性权重,通常经验取值为 0.9; $\omega_{\min}$ 为最小惯性权重,通常经验取值为 0.4; $K_{\max}$ 为预先设定的最大迭代次数。

经典粒子群优化算法虽然依赖经验参数少、操作原理简单、收敛速度快,但有易陷入局部最优、收敛精度不高、优化结果随机性大等缺陷。对此,相关研究主要从改进粒子自身速度修正方式或引入变异、扰动等改善全局搜索能力、增加粒子多样性;同时也与遗传算法、混沌优化等智能算法结合使用。

2.2 空间粒子群优化算法

与经典粒子群优化及其改进算法不同,所提出的空间粒子群优化算法不是在速度和位置等方面改进搜索,也不是重复经典粒子群优化算法的多维变量寻优空间;而是通过对每个粒子优化变量矩阵的每一分量附加一组高度参数,并与原来的位置和速度共同构成一个包含位置、速度和高度 3 类参数的参数空间;这样使得每个待优化变量由原来在以位置 x 和速度 v 所组成的平面域内寻优转变为在一个由位置 x 、速度 v 和高度 h 组成的全新空间域内寻优,即 $x-v-h$ 空间。对于每一个粒子都对应一组 (x, v, h) ,

同时,位置 x 、速度 v 和高度 h 三者的更新策略也是相互影响的。此时,位置的修正方式发生了变化,按式(15)来更新。

$$x_{ij}^{k+1}=x_{ij}^k+v_{ij}^{k+1}+h_{ij}^{k+1} \tag{15}$$

其中, v_{ij}^{k+1} 为粒子 i 对应第 j 个变量在第 $k+1$ 次修正时对应的速度; h_{ij}^{k+1} 为粒子 i 对应第 j 个变量在第 $k+1$ 次修正时对应的高度。而速度的修正方式没有发生改变,同样根据式(12)来更新。

考虑到经典粒子群优化算法中粒子速度的更新已经融入随机优化理论,为了降低优化结果的随机性,高度参数 h 的更新不再引入随机理论,而是通过比较相邻 2 次优化结果对应的适应度值是否相等来选择高度修正方式。若当前粒子的适应度值与上一次寻优结果对应的适应度值相等,则根据当前适应度以及平均适应度来调整高度,具体更新方式如式(16)所示;否则维持高度不变。随着寻优过程的进行,当前后 2 次寻优结果相同时,对高度值进行调整,使其跳到另一个寻优区域,这样可以避免经典粒子群优化算法容易陷入局部最优解而不能跳出来的缺点;同时保证了搜索的全面性,增强了全局搜索能力;由于在高度修正策略中也综合考虑了整个群体的适应度值,这也保证了粒子的多样性。

$$h_{ij}^{k+1}=\begin{cases} h_{ij}^k+l_j(f_{\text{fitness}i}^k-P_g^k)/(f_{\text{av}}^k-P_g^k) & f_{\text{fitness}i}^k=f_{\text{fitness}i}^{k+1} \\ h_{ij}^k & \text{其他} \end{cases} \tag{16}$$

其中, $f_{\text{fitness}i}^k$ 为粒子 i 在第 k 次修正时所对应的适应度值; f_{av}^k 为所有粒子在第 k 次修正时所对应的平均适应度值; P_g^k 为所有粒子在第 k 次修正时所对应的最优适应度值; h_{ij}^k 、 h_{ij}^{k+1} 分别为粒子 i 对应第 j 个待优化变量在第 k 次、第 $k+1$ 次修正时对应的高度; l_j 为第 j 个变量对应的可行区间的长度。

综上所述,粒子 i 所对应的第 j 个待优化变量 (x_{ij},v_{ij},h_{ij}) ,速度 v_{ij} 侧重于调节粒子位置 x_{ij} 的变化,仅决定着粒子位置 x_{ij} 的改变;若寻优前后 2 次结果所对应的适应度值不同,则 h_{ij} 保持不变,而此时位置 x_{ij} 将随着 v_{ij} 的变化而改变,即此时粒子等同于在一个纵向距离(高度)为 h_{ij} 、由 $x-v$ 所组成的平面区域内寻优;否则,高度 h_{ij} 将按式(16)更新,此时原先由 $x-v$ 所组成的平面区域的高度 h_{ij} 发生了改变。由此可以看出,高度 h_{ij} 不仅决定着粒子位置 x_{ij} 的变化,还控制着粒子速度 v_{ij} 和位置 x_{ij} 所构成寻优平面区域的纵向变化,可以使粒子跳出局部最优区域,进而到达一个新的寻优区域。

2.3 空间粒子群优化算法的基本步骤

运用空间粒子群优化算法解决实际问题的基本步骤如下所述。

a. 参数的设定。最大迭代次数 K_{max} 、粒子个数 m 、变量个数 D 、惯性权重 ω_{max} 和 ω_{min} 、学习因子 c_1 和 c_2

- 等参数设定。
- b.** 初始化。每个粒子的位置、速度、高度、个体极值、全局极值初始化;对于适应度函数的确定,文中直接以目标函数作为适应度函数,则有:
- $$f_{\text{fitness}}=f_1+f_2 \tag{17}$$
- c.** 数据更新。根据式(12)、(15)、(16)分别更新每个粒子的速度 v_{ij} 、位置 x_{ij} 、高度 h_{ij} 。
- d.** 根据适应度评价函数更新数据。
- e.** 判断是否满足终止条件。若不满足,返回步骤 **c**;若满足,执行步骤 **f**。
- f.** 计算结束,输出结果。

3 算例仿真结果分析

3.1 算例与参数处理

选取 IEEE 30 节点标准测试系统^[17-18]为例,分别采用经典粒子群优化和空间粒子群优化算法进行环保经济调度的仿真计算。其中,系统的总负荷值 $P_D=283.4\text{ MW}$,系统的单线图见文献[19],6 个发电机组参数如表 1 所示。鉴于 IEEE 30 节点标准测试系统只给出了 CO_2 的排放参数,因此文章计算环境成本时仅考虑了 CO_2 的排放部分,其各机组 CO_2 的排放参数如表 2 所示。取粒子种群规模 $m=40$;学习因子 c_1 、 c_2 均取 1.5;惯性权重取 $\omega_{\text{max}}=0.9$, $\omega_{\text{min}}=0.4$;最大迭代次数为 100 次;旋转备用容量取符合需求的 5%。并按电力行业排放标准设定各类污染气体单位排放量罚款,具体取值情况见文献[20]。

表 1 发电机基本参数
Tab.1 Basic parameters of generator

$\alpha_i/$ [\$\cdot(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$	$\beta_i/$ [\$\cdot(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$	$\gamma_i/$ [\$\cdot(\text{MW}^2\cdot\text{h})^{-1}]\$	$P_i^{\text{max}}/\text{MW}$	$P_i^{\text{min}}/\text{MW}$
0.01	2.0	0.100	50	5
0.10	1.5	0.012	60	5
0.20	1.8	0.004	100	5
0.10	1.0	0.006	120	5
0.20	1.8	0.004	100	5
0.10	1.5	0.010	60	5

表 2 机组的 CO_2 排放参数
Tab.2 CO_2 emission parameters of unit

$a_{Ci}/(\text{t}\cdot\text{h}^{-1})$	$b_{Ci}/$ [$\text{t}\cdot(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]$	$c_{Ci}/$ [$\text{t}\cdot(\text{MW}^2\cdot\text{h})^{-1}]$	$e_{Ci}/(\text{t}\cdot\text{h}^{-1})$	$\lambda_{Ci}/\text{MW}^{-1}$
4.091×10^{-4}	-5.554×10^{-4}	6.490×10^{-6}	2.00×10^{-6}	0.0285
2.531×10^{-4}	-6.047×10^{-4}	5.638×10^{-6}	5.00×10^{-6}	0.0333
4.258×10^{-4}	-5.094×10^{-4}	4.568×10^{-6}	0.01×10^{-6}	0.0800
5.326×10^{-4}	-3.550×10^{-4}	3.380×10^{-6}	2.00×10^{-6}	0.0200
4.258×10^{-4}	-5.094×10^{-4}	4.586×10^{-6}	0.01×10^{-6}	0.0800
6.131×10^{-4}	-5.555×10^{-4}	5.151×10^{-6}	0.10×10^{-6}	0.0667

3.2 仿真结果分析

针对上述案例分别采用经典粒子群优化算法、文献[4]中的改进粒子群优化(IPSO)算法和空间粒子群优化算法进行优化,在同等条件下,各自独立计

算 50 次,其总成本的优化结果如图 1 所示。

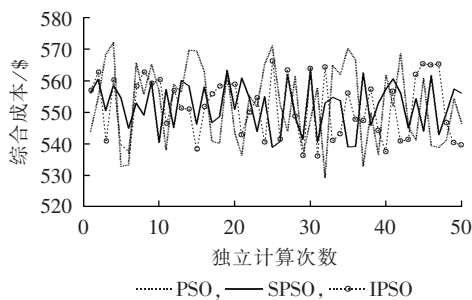


图 1 综合成本优化结果分布

Fig.1 Distribution of comprehensive cost optimization results

从仿真结果图 1 中可以看出,空间粒子群优化算法优化结果的随机性明显小于经典粒子群优化算法优化结果的随机性,同时也小于改进粒子群优化算法优化结果的随机性。分别对 50 次独立计算求得的总成本取平均值可求得:空间粒子群优化算法算得的综合成本为 553.34 \$/h,粒子群优化算法算得的综合成本为 572.46 \$/h,改进粒子群优化算法算得的综合成本为 560.37 \$/h。可以发现空间粒子群优化算法的优化结果明显比粒子群优化算法和改进粒子群优化算法的优化结果更小,即更经济环保。此外,50 次独立计算各机组出力的统计优化结果如表 3 所示。

表 3 机组出力优化结果

Tab.3 Results of unit output power optimization

算法	机组	最大值/MW	最小值/MW	平均值/MW	标准差/MW
PSO	G ₁	35	19	24.950	5.92
	G ₂	43	25	32.590	5.20
	G ₃	66	45	53.800	4.99
	G ₄	89	65	74.940	7.14
	G ₅	66	47	57.910	6.35
	G ₆	46	30	39.890	5.54
SPSO	G ₁	34	20	25.000	4.62
	G ₂	44	27	32.900	3.27
	G ₃	64	46	54.540	4.44
	G ₄	88	67	77.539	4.32
	G ₅	65	46	54.540	4.13
	G ₆	47	32	38.870	4.41
IPSO	G ₁	35	21	24.970	4.92
	G ₂	43	26	32.750	4.10
	G ₃	65	47	54.130	4.52
	G ₄	88	65	76.630	5.11
	G ₅	66	45	53.910	4.53
	G ₆	46	31	39.270	5.14

从表 3 中可以看出,空间粒子群优化算法所求得各发电出力优化结果的随机性也小于粒子群优化算法和改进粒子群优化算法的优化结果的随机性,这也进一步验证了空间粒子群优化算法优化结果较高的准确性。

为了体现空间粒子群优化算法在优化性能上的优势,选取了一次完成寻优过程的对比,三者的寻优

过程如图 2 所示,图中适应度值为标么值,后同。

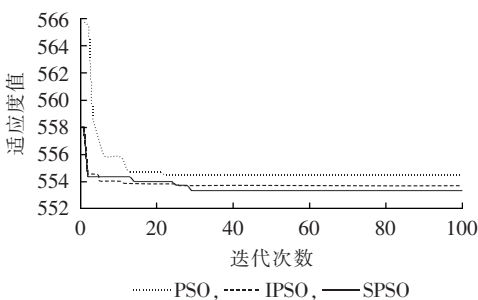


图 2 不同算法收敛情况对比

Fig.2 Comparison of convergence conditions by different algorithms

从图 2 中可以看出,空间粒子群优化算法在一定程度上比文献[4]中改进粒子群优化算法更好地缓解了粒子群优化算法容易陷入局部最优且难以跳出来、导致过早收敛的缺陷。从图 2 中可以看出,对于较为复杂的系统,空间粒子群优化算法对比改进粒子群优化算法和粒子群优化算法优势更加明显。在收敛性能方面,粒子群优化算法在迭代不到 20 次就陷入了局部最优而且不能自我调整跳出局部最优区域;改进粒子群优化算法虽然在前面部分跳出了局部最优区域,但是也在不到 25 次又陷入了新的局部最优;而空间粒子群优化算法出现了非常明显多次自我调整的现象,跳出局部最优区域,而且也在寻优不到 30 次就找到了全局最优解,获得了更好更精确的目标值,这也进一步展现了其良好的收敛特性和快速稳定的寻优性能,较好地解决粒子群优化算法容易陷入早熟且难以跳出局部最优区域的缺陷。

另外,图 3 给出独立计算 50 次情况下每次 CPU 所消耗的时间对比。从图 3 可见,空间粒子群优化算法虽然在粒子群优化算法的基础上增加高度参数,但对计算时间影响不大。在同等条件下,分别求得空间粒子群优化算法的 CPU 平均耗时为 1.4702 s,改进粒子群优化算法的 CPU 平均耗时为 2.4185 s,经典粒子群优化算法的 CPU 平均耗时为 1.2623 s。文献[4]中空间粒子群优化算法最耗费时间,以牺牲计算时间来提高计算精度,而空间粒子群优化算法

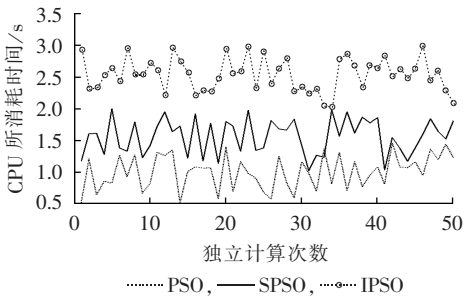


图 3 计算时间对比

Fig.3 Comparison of computation time

和粒子群优化算法仅相差 0.2019 s,几乎不影响计算速度。通过算例分析结果表明:与改进粒子群优化算法相比,空间粒子群优化算法进一步增强了全局搜索能力,较好地改善了早熟的缺陷;其优化结果的随机性更小,提高了计算结果的可信性;尽管引入了高度参数,但对计算时间几乎没有影响。

3.3 检测函数分析

为了进一步体现所提出的空间粒子群优化算法的优越性,选取了一个典型多峰值函数 Rosenbrock 来进行测试,其函数具体表达式如下式所示:

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^n [x_i - 10 \cos(2\pi x_i) + 10] \quad (18)$$

该函数在 $x_i \in (-5.12, 5.12)$ 范围内大约存在 $10n$ 个局部最小值。针对以上测试函数初始化空间粒子群优化算法参数:粒子数 m 取 40 个;变量数 n 取 20 个;最大迭代次数取 1000 次; $\omega_{\max}$ 取 0.9; $\omega_{\min}$ 取 0.4。计算结果如图 4 所示。

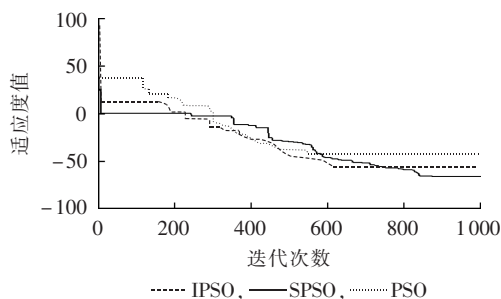


图 4 收敛情况对比

Fig.4 Comparison of convergence condition

从图 4 中可以看出,对于含多峰值的优化问题,粒子群优化算法优化性能显著下降,过早陷入局部最优,导致很难找到全局最优解;改进粒子群优化算法虽然相比经典粒子群优化算法寻优性能有所改进,但是其最终寻优结果精确度不高;而空间粒子群优化算法寻优性能优势明显,仍然可以找到最优解,而且非常稳定趋向于最优解,可以找到更好的目标值,使得其寻优精度高。由此进一步体现了空间粒子群优化算法的优越性。

4 结论

针对经典粒子群优化算法容易陷入局部收敛而早熟的问题,本文提出了具备空间寻优能力的空间粒子群优化算法,并应用于求解电力系统环保经济负荷分配的问题,获得了满意结果。

空间粒子群优化算法通过引入一类高度参数,使粒子的移动由其高度和速度共同决定,对应的每个待优化变量由高度、速度和位置 3 类参数来寻优,粒子在一个新的具有高度维度的空间解域内搜寻。通过比较粒子当前适应度值与平均适应度值来决定

高度的修正方式,提高了全局收敛性,增强了全局寻优能力,可以有效地跳出局部最优空间。

仿真结果表明,对比经典粒子群优化算法和改进粒子群优化算法,本文方法易于跳出早熟区间,并可极大减少计算结果的随机性;迭代次数并未显著增加,收敛时间相对较短,对优化变量的可微性要求不高。因此所提出的空间粒子群优化算法在解决非线性、非凸性、不连续的优化问题中同样具有有效性和优越性。

参考文献:

- [1] 钱科军,袁越,石晓丹,等. 分布式发电的环境效益分析[J]. 中国电机工程学报,2008,28(29):11-15.
QIAN Kejun,YUAN Yue,SHI Xiaodan,et al. Environmental benefits analysis of distributed generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2008,28(29):11-15.
- [2] 刘自发,张建华. 一种求解电力系统经济负荷分配问题的改进微分进化算法[J]. 中国电机工程学报,2008,28(10):100-105.
LIU Zifa,ZHANG Jianhua. An improved differential evolution algorithm for economic dispatch of power systems[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(10):100-105.
- [3] 姚静,方彦军,陈广. 遗传和禁忌搜索混合算法在机组负荷分配中的应用[J]. 中国电机工程学报,2010,30(26):95-100.
YAO Jing,FANG Yanjun,CHEN Guang. Genetic-tabu search hybrid algorithm for unit economic lode dispatch[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(26):95-100.
- [4] 田文奇,和敬涵,姜久春,等. 基于自适应变异粒子群算法的电动汽车电池站充电多目标优化调度[J]. 电网技术,2012,36(11):25-30.
TIAN Wenqi,HE Jinghan,JIANG Jiuchun,et al. Multi-objective optimization of charging dispatching for electric vehicle battery station based on adaptive mutation particle swarm optimization [J]. Power System Technology,2012,36(11):25-30.
- [5] 曾令全,罗富宝,丁金媛. 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.
- [6] 邹恩,辛建涛,方仕勇,等. ICPSO 算法及其在电力系统负荷分配中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2012,24(4):19-23.
ZOU En,XIN Jiantao,FANG Shiyong,et al. Improved chaotic particle swarm optimization algorithm and its application in economic lode dispatch[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA,2012,24(4):19-23.
- [7] 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 dispatch adopting multi-objective random black-hole particle swarm optimization algorithm[J]. Proceedings of CSEE,2010,30(34):105-111.
- [8] 沈茂亚,丁晓群,王宽,等. 自适应粒子群算法在无功优化中的应用[J]. 电力自动化设备,2007,27(1):31-35.
SHEN Maoya,DING Xiaoqun,WANG Kuan,et al. Application of

- adaptive immune PSO in dynamic reactive power optimization [J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(1): 31-35.
- [9] 冉晓洪, 周任军, 李湘华, 等. 计及等排性能系数的冷热电多联供环境经济调度[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(9): 94-99.
- RAN Xiaohong, ZHOU Renjun, LI Xianghua, et al. Environmental economic dispatch considering equal emission performance coefficient for CCHP[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(9): 94-99.
- [10] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks. Perth, Australia; [s.n.], 1995: 1942-1948.
- [11] SHI Yuhui, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer [C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. Alaska, America; [s.n.], 1998: 69-73.
- [12] 刘述奎, 李奇, 陈维荣, 等. 改进粒子群优化算法在电力系统多目标无功优化中应用[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(11): 31-36.
- LIU Shukui, LI Qi, CHEN Weirong, et al. Multi-objective reactive power optimization based on modified particle swarm optimization algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(11): 31-36.
- [13] ZWE-LEE G. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3): 1187-1195.
- [14] JONG-BAE P, KI-SONG L. Economic load dispatch for non-smooth cost functions using particle swarm optimization[C]// IEEE Power Engineering Society General Meeting. Ontario, Canada; [s.n.], 2003: 938-943.
- [15] 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): 80-84.
- 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): 80-84.
- [16] PARK J B, LEE K S, SHIN J R, et al. A particle swarm optimization for economic dispatch with non-smooth cost functions [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(1): 34-42.
- [17] YOKOYAMA R, BAE S H, MORITA T, et al. Multi-objective optimal generation dispatch based on probability security criteria[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1988, 3(1): 317-324.
- [18] ABIDO M A. A niched Pareto genetic algorithm for multi-objective environmental/economic dispatch [J]. Electric Power Systems Research, 2003, 25(2): 97-105.
- [19] ABIDO M A. Multi-objective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 79(7): 1105-1113.
- [20] 周任军, 冉晓洪, 毛发龙, 等. 分布式冷热电三联供系统节能协调优化调度[J]. 电网技术, 2012, 36(6): 8-14.
- ZHOU Renjun, RAN Xiaohong, MAO Falong, et al. Energy-saving coordinated optimal dispatch of distributed combined cool, heat and power supply [J]. Power System Technology, 2012, 36(6): 8-14.

作者简介:



周任军

周任军(1964—),女,湖南长沙人,教授,博士,主要研究方向为电力系统优化、电网规划与运行、新能源接入系统、风险及条件风险、分布式电源规划(E-mail: zrzj0731@163.com);

李绍金(1987—),男,湖南岳阳人,硕士研究生,主要从事电力系统运行与规划、新能源发电方面的研究(E-mail: lsjsjsga@163.com)。

Space particle swarm optimization algorithm and its application in environmental & economic load distribution of power system

ZHOU Renjun, LI Shaojin, LI Hongying, KANG Xinwen, LIU Leping, ZHOU Shengyu

(Smart Grids Operation and Control Key Laboratory of Hunan Province, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Aiming at the local optimum and premature convergence of PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm, a kind of SPSO (Space Particle Swarm Optimization) algorithm is proposed, which, with an additional parameter kind of height, makes the moving direction and distance of particle not only depend on the speed but also the height. A three-dimensional parameter space of position, speed and height is thus built to decrease the randomness of calculative result. Based on the traditional economic load distribution, the proposed algorithm is applied to the economic load distribution of power system, which comprehensively considers the fuel cost, as well as the environmental cost caused by the gas pollutant discharge of unit. Simulative results show that, compared with the classic PSO algorithm and improved PSO algorithm, the SPSO algorithm has better global searching ability and more reliable optimization results, verifying its effectiveness and superiority in the nonlinear, non-convex and discrete optimization.

Key words: particle swarm optimization algorithm; search space; height parameter; convergence performance; environmental and economic load distribution; electric load management; optimization; models