

DOI: 10.7667/PSPC161194

大规模电力系统经济调度的改进竞争群优化算法

郭艳艳¹, 熊国江²

(1. 武汉铁路职业技术学院机车车辆学院, 湖北 武汉 430205;
2. 贵州电网有限责任公司电力调度控制中心, 贵州 贵阳 550002)

摘要: 提出了一种求解大规模电力系统经济调度(Economic Dispatch, ED)问题的改进竞争群优化算法(Improved Competitive Swarm Optimizer, ICSO)。CSO 算法本质上受粒子群优化 PSO 算法所启发, 具有原理简单, 容易实现, 搜索能力强等特点。在分析 CSO 算法存在的不足的基础上, 提出了相应的劣质个体改进更新策略和控制参数自适应调节策略, 以更好地平衡局部搜索和全局搜索。通过 4 个算例从经济性、收敛性、鲁棒性等多维角度对比分析了 ICSO 算法的可行性和有效性。算例仿真结果表明, ICSO 具有较好的优化性能, 可作为大规模 ED 问题的可靠求解方法。

关键词: 电力系统; 大规模经济调度; 阀点效应; 竞争群优化算法

Large scale power system economic dispatch based on an improved competitive swarm optimizer

GUO Yanyan¹, XIONG Guojiang²

(1. Technology Institute of Locomotive Vehicle, Wuhan Railway Vocational College of Technology, Wuhan 430205, China;
2. Guizhou Electric Power Grid Dispatching and Control Center, Guiyang 550002, China)

Abstract: An improved competitive swarm optimizer (ICSO) is proposed for large scale power system economic dispatch. The CSO is fundamentally inspired by the particle swarm optimization (PSO). It is with advantages of simple principle, easy implementation, and strong search ability. Based on the analysis of the disadvantages of the CSO, an improved loser updating strategy and an adaptive adjusting strategy of control parameter are proposed to balance the local and the global researching abilities. Four cases are employed to comparatively demonstrate the ICSO's viability and effectiveness from different perspectives of economy, convergence, and robustness. Simulation results indicate that the ICSO is with better performance and can be used as a reliable method for large-scale ED.

Key words: power system; large scale economic dispatch; valve-point effect; competitive swarm optimizer

0 引言

电力系统经济调度(Economic Dispatch, ED)的目标是在已知系统负荷需求的情况下, 合理分配系统内并网发电机组的有功功率, 使得在满足系统电力平衡约束和发电机组运行约束的前提下系统的总发电成本最少。ED 对于电力系统的调度运行具有十分重要的意义。正因为此, 国内外学者多年来提出了多种求解方法。从数学上可将这些求解方法分为传统数学规划方法和智能优化方法。传统数学规划方法包括线性规划法^[1]、非线性规划法^[2]、动态

规划法^[3]、拉格朗日松弛法^[4]等。这类方法的特点是数学推导严谨, 计算效率高。然而由于 ED 问题在数学上是一个典型的高维非线性优化问题, 特别是考虑发电机的阀点效应后, 该问题更呈现出非凸、不可微等特性, 使得这类方法面临诸多困难, 如线性规划法进行目标函数线性化时易增大误差, 非线性规划法要求目标函数连续可微, 动态规划法易发生“维数灾”问题, 而拉格朗日松弛法则容易发生振荡等。

与传统数学规划方法不同, 智能优化方法对优化问题的数学模型没有严格要求, 不要求目标函数连续或可微, 且具有良好的全局收敛能力, 能为 ED 问题提供全局最优解或次优解, 近年来得到了快速发展。已成功应用于 ED 问题中的智能优化方法主

要包括进化规划算法^[5]、遗传算法^[6]、微分进化算法^[7]、粒子群算法^[8-9]、人工蜜蜂群算法^[10]、和声搜索算法^[11]、教与学优化算法^[12-13]、纵横交叉算法^[14]、蝙蝠算法^[15]等。

目前,已有的 ED 问题智能优化方法主要应用于规模较小的系统,针对大规模系统的研究较少。然而,社会经济的不断进步使得电力系统向着大电网、跨区域、远距离输电不断发展,同时对大规模电力系统 ED 问题的求解提出了更高的挑战。一方面,优化变量的不断增加会急剧扩大解空间规模,求解算法容易发生“维数灾”问题;另一方面,局部极值点个数呈指数形式上升,求解算法容易陷入局部寻优,很难搜索到全局最优解或次优解。

本文针对大规模 ED 问题,提出了一种改进竞争群优化算法(Improved Competitive Swarm Optimizer, ICSO)。CSO 算法^[16]本质上受粒子群优化 PSO 算法所启发,但在概念上两者是完全不同的。CSO 算法在个体更新过程中并未采用 PSO 算法中的个体最优位置和群体最优位置信息,而是随机将整个种群进行两两配对,并采用一种竞争机制使每对个体间的劣质个体向优胜个体学习以更新其位置,达到进化的目的。典型数值函数实验结果表明,CSO 算法在大规模函数求解中具有良好的优化性能。本文在分析 CSO 算法存在的不足的基础上,提出了 ICSO 算法。仿真算例考虑了发电机阀点效应、爬坡率约束等,并采用一种无需引入罚因子的约束条件处理方法来处理 ED 问题的等式约束和不等式约束,仿真结果从不同角度验证了 ICSO 算法的可行性和有效性。

1 经济调度数学模型

1.1 目标函数

ED 的目标是在满足一定约束条件的前提下,合理分配系统内并网发电机组的出力,使系统总的发电成本最低,是一个非线性规划问题,可描述为

$$\begin{aligned} \min C &= \sum_{n=1}^N F_n(P_n) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} g_j(\mathbf{P}) \leq 0, & j=1, \dots, q \\ h_j(\mathbf{P}) = 0, & j=q+1, \dots, m \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: C 为系统总发电成本; $\mathbf{P}=(P_1, P_2, \dots, P_N) \in \mathbf{R}^N$ 为发电机组有功功率向量; N 为系统内并网发电机组数目; P_n 为第 n 台发电机有功功率; $F_n(P_n)$ 为第 n 台发电机耗量特性函数,即发电成本函数; $g_j(\mathbf{P})$ 为不等式约束条件,共有 q 个; $h_j(\mathbf{P})$ 为等式约束条件,共有 $m-q$ 个。为了简化计算,一般情况下, $F_n(P_n)$ 可近似表示为式(2)的二次函数^[5]。

$$F_n(P_n) = a_n P_n^2 + b_n P_n + c_n \quad (2)$$

式中, a_n 、 b_n 、 c_n 为第 n 台发电机的发电成本系数。

火电机组在实际运行过程中,当汽轮机进汽阀门突然开启时会出现拔丝现象,即阀点效应,该效应会在发电机耗量特性曲线上叠加一个脉动。阀点效应产生的脉动可用式(3)的正弦函数^[5]表示。

$$E_n(P_n) = e_n + \sin(f_n \times (P_n^{\min} - P_n)) \quad (3)$$

式中: e_n 、 f_n 为第 n 台发电机的阀点效应系数; P_n^{\min} 为第 n 台发电机的有功功率下限。

当考虑发电机阀点效应后,ED 问题的解空间将由一个平滑曲面演变为一个复杂的非线性、非凸、非光滑曲面,极值点也将由单个突变为多个,从而大大增加目标函数的优化难度,对算法的优化性能提出更高的要求。

1.2 约束条件

发电机运行过程中,需要满足系统电力平衡约束以及发电机各种运行约束。

1) 系统电力平衡约束

$$\sum_{n=1}^N P_n = P_{\text{dem}} + P_{\text{loss}} \quad (4)$$

式中: P_{dem} 为系统总负荷需求; P_{loss} 为系统总网损,一般采用 B 系数法^[6]求取。

$$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^N B_{0i} P_i + B_{00} \quad (5)$$

式中, B_{ij} 、 B_{0i} 和 B_{00} 为网损系数,为常数。

2) 发电机运行约束

$$P_n^{\min} \leq P_n \leq P_n^{\max}, \quad n=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式中, P_n^{\max} 为第 n 台发电机有功功率上限。

3) 发电机爬坡率约束

$$\begin{cases} P_n - P_n^{\text{pr}} \leq UR_n \\ P_n^{\text{pr}} - P_n \leq DR_n \end{cases}, \quad n=1, 2, \dots, N \quad (7)$$

式中: P_n^{pr} 为第 n 台发电机前一时刻的有功功率; UR_n 和 DR_n 分别为第 n 台发电机单位时间内有功功率的增加量和减少量限值。

发电机运行约束与爬坡率约束可以合并为

$$\max\{P_n^{\min}, P_n^{\text{pr}} - UR_n\} \leq P_n \leq \min\{P_n^{\max}, P_n^{\text{pr}} + DR_n\} \quad (8)$$

2 改进竞争群优化算法

2.1 基本竞争群优化算法

CSO 算法是 PSO 算法的一种演化算法。在 CSO 算法中,整个种群被随机分为 $NP/2$ 对个体(NP 为种群规模,设定为偶数),每对个体根据其适应度即目标函数值大小分为优胜个体和劣质个体,劣质个体

采用某种策略向优胜个体学习以更新其速度和位置, 并将更新后的个体传递至下一代; 优胜个体不需要更新而直接复制进入下一代。由 CSO 的策略可知, 在每代进化过程中, 只有 $NP/2$ 的个体被更新, 另外的 $NP/2$ 个个体被直接复制进入下一代。劣质个体采用的学习策略为

$$V_{l,d}^{t+1} = r_1 \times V_{l,d}^t + r_2 \times (X_{w,d}^t - X_{l,d}^t) + r_3 \times \zeta \times (\bar{X}_d^t - X_{l,d}^t) \quad (9)$$

$$X_{l,d}^{t+1} = X_{l,d}^t + V_{l,d}^{t+1} \quad (10)$$

式中: 下标 w 和 l 分别表示优胜个体和劣质个体; $X_{i,d}^t$ 和 $V_{i,d}^t$ 分别表示第 i 个个体第 d 维在第 t 代的位置和速度; \bar{X}_d^t 为种群所有个体第 d 维在第 t 代的平均位置; ζ 为控制参数; r_1 、 r_2 、 r_3 为 $(0, 1)$ 的随机数。

CSO 算法的伪代码如表 1 所示。由表 1 可知, 与 PSO 算法相比, CSO 算法在保持相同的结构基础上减少了需要确定的参数个数(仅需确定一个参数 ζ , 而 PSO 算法需要确定 3 个参数), 且算法更新策略有所不同。

表 1 CSO 算法流程
Table 1 Flow chart of CSO

CSO 算法	
1)	种群初始化
2)	评价初始化种群的个体适应度
3)	while 未满足终止条件 do
4)	将当前种群随机分为 $NP/2$ 对
5)	for $i = 1$ to $NP/2$ do
6)	将第 i 对个体编号为 X_1^i 和 X_2^i
7)	if 个体 X_1^i 优于 X_2^i then
8)	采用式(9)和式(10)更新 V_2^i 和 X_2^i
9)	else
10)	采用式(9)和式(10)更新 V_1^i 和 X_1^i
11)	end if
13)	end for
14)	评价更新过的个体的适应度
16)	end while
17)	输出最优个体及其适应度

2.2 改进竞争群优化算法

基本 CSO 算法的结构非常简单, 能有效处理大规模优化问题, 但该算法仍存在两个不足: 第一个不足是式(9)中采用种群所有个体的平均位置 \bar{X}_d^t 作为种群的指引, 虽然可以在保证收敛的基础上提高种群多样性, 但在进化后期由于每个个体的位置不尽相同, 采用平均值进行指引会降低算法的局部搜索精度; 第二个不足是文献[16]针对不同类型优化问题采用经验试探法来确定不同的控制参数 ζ , 所

确定的参数是固定不变的, 且对象优化问题发生变化后需要重新试探确定, 增加了工作量。

针对 CSO 算法的不足, 本文提出了一种改进 CSO 算法即 ICSO。ICSO 算法的改进策略如下。

1) 劣质个体更新策略改进

本文提出一种 $pbest$ 更新策略为

$$V_{l,d}^{t+1} = r_1 \times V_{l,d}^t + r_2 \times (X_{w,d}^t - X_{l,d}^t) + r_3 \times \zeta \times (X_{pbest,d}^t - X_{l,d}^t) \quad (11)$$

式中, X_{pbest}^t 为当前种群 $100p\%$ 最优个体中的任意一个, $p \in (0, 1)$ 。

该更新策略的提出有以下两个目的: 首先, $100p\%$ 最优个体中的每个个体均含有一定数量的优秀信息, 利于指引劣质个体寻优; 其次, 调节参数 p 的大小可以有效控制算法的局部搜索和全局搜索, 例如, 当 $p \rightarrow 0$, X_{pbest}^t 将变为 PSO 算法的群体最优个体 X_{gbest}^t , 可以加速算法收敛, 但容易导致早熟, 当 $p \rightarrow 1$, X_{pbest}^t 将是当前种群中的任意一个个体, 从而可以增加种群多样性, 但同时也会增加算法盲目搜索的概率, 降低收敛速度。本文采用自适应调节策略来调节参数 p 的取值:

$$p = 0.3 \times (1 - t / T_{\max}) \quad (12)$$

式中, T_{\max} 为最大迭代次数。

采用该自适应调节策略的原因是因为在算法搜索前期, 需要种群个体分布尽量覆盖整个解空间, 增加种群多样性, 以摆脱局部极值点的束缚, 提高全局搜索能力, 因此参数 p 的取值应该较大; 而在算法搜索后期, 待种群个体摆脱局部极值点的束缚而定位至全局最优点所在区域后, 需要提高算法的局部搜索能力, 加快全局收敛, 因此参数 p 的取值应该较小。

2) 控制参数 ζ 调节策略

本文采用式(13)自适应调节策略来调节 ζ 。

$$\zeta = 0.1 \times t / T_{\max} \quad (13)$$

采用该策略的目的在于在算法搜索前期为了增加种群多样性, 需要减小种群最优个体的影响度, 避免算法早熟; 而在算法搜索后期, 为了提高算法的局部搜索能力, 加快全局收敛, 需要增加种群最优个体的影响度。

ICSO 算法针对 CSO 算法的不足进行了改进, 以更好地平衡算法的局部搜索能力和全局搜索能力。在保持 CSO 算法简洁结构的基础上, ICSO 算法并未增加算法复杂度, 其计算开销主要用于种群个体适应度的计算以及劣质个体的更新, 因此其计算复杂度为 $O(NP \cdot D)$, D 为对象优化问题的维度。

3 基于 ICSO 算法的 ED 求解流程

基于 ICSO 算法的 ED 问题求解流程如图 1 所示。首先完成系统相关参数的输入以及 ICSO 算法的初始化。然后开始按照 ICSO 算法的流程进行循环迭代，在循环迭代过程中，需要对每个个体进行约束处理以满足所有约束条件。值得说明的是，本文采用文献[17-18]中提出的无需引入罚因子的约束条件处理方法进行处理，具体原理可详见文献^[17-18]，不再赘述。待算法达到终止判据后，即可输出优化结果。

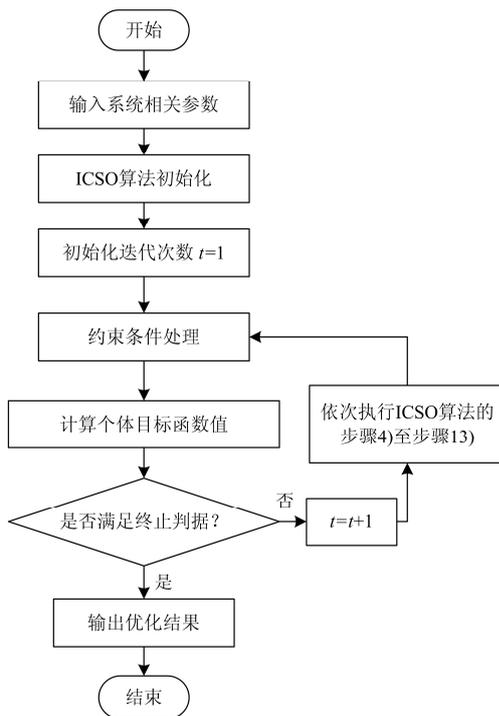


图 1 基于 ICSO 算法的 ED 求解流程
Fig. 1 Flow chart of ICSO for ED problem

4 算例分析

4.1 算例系统

采用 4 个算例系统来测试 ICSO 算法的可行性和有效性：

- 1) 40 机系统，系统负荷需求为 10 500 MW，考虑阀点效应，系统具体参数详见文献[5]。
- 2) 110 机系统，系统负荷需求为 15 000 MW，不考虑阀点效应，系统具体参数详见文献[19]。
- 3) 将算例 1 的 40 机系统拓展 3 倍变为 120 机系统，同时系统负荷需求变为 31 500 MW。
- 4) 将算例 2 的 110 机系统拓展 3 倍变为 330 机系统，同时系统负荷需求变为 45 000 MW。

4.2 仿真结果

选取 PSO 算法和 CSO 算法进行对比。为了消除随机性，对各算法均进行 50 次独立重复实验。参数设置为：种群规模 $NP=100$ ，最大函数适应度计算次数 $T_{\max_fit}=100 \cdot NP \cdot N$ 。算例仿真结果分别列于表 2—表 5 中，表中还列出了部分已发表文献的优化结果。图 2—图 5 所示分别为 4 个算例的收敛曲线，为 50 次独立重复实验的平均。

表 2 算例 1 仿真结果

Table 2 Simulation results of case 1

算法	最大成本	最小成本	平均成本	标准差
IFEP ^[5]	125 740.63	122 624.35	123 382.00	NA
EPUSPSO ^[8]	123 121.78	122 897.69	NA	NA
RN-MAPSO ^[9]	123 256.18	122 402.28	122 654.53	NA
ABC ^[10]	32 708.27	32 707.85	32 707.95	NA
THS ^[11]	NA	121 425.15	121 528.65	50.48
CTLBO ^[12]	122 116.18	121 553.83	121 790.23	150
PSO	124 492.20	123 268.25	123 840.98	333.43
CSO	121 748.20	121 467.40	121 550.16	59.39
ICSO	121 529.29	121 423.03	121 469.25	31.99

表 3 算例 2 仿真结果

Table 3 Simulation results of case 2

算法	最大成本	最小成本	平均成本	标准差
SAB ^[19]	NA	206 912.91	207 764.73	NA
SAF ^[19]	NA	207 380.52	207 813.37	NA
SA ^[19]	NA	198 352.64	201 595.19	NA
BBO ^[20]	199 102.59	198 241.17	198 413.45	NA
DE/BBO ^[20]	198 828.57	198 231.06	198 326.66	NA
ORCCRO ^[20]	198 016.89	198 016.29	198 016.32	NA
PSO	203 404.26	200 343.38	201 486.86	699.65
CSO	198 053.82	198 023.98	198 036.74	7.04
ICSO	198 000.95	197 991.64	197 995.21	2.01

表 4 算例 3 仿真结果

Table 4 Simulation results of case 3

算法	最大成本	最小成本	平均成本	标准差
PSO	376 197.51	371 806.73	373 516.61	1106.61
CSO	365 130.43	364 503.37	364 649.05	131.33
ICSO	364 747.08	364 388.17	364 575.56	92.69

表 5 算例 4 仿真结果

Table 5 Simulation results of case 4

算法	最大成本	最小成本	平均成本	标准差
PSO	619 276.77	607 236.72	613 047.29	3701.23
CSO	594 302.51	594 212.72	594 258.67	27.82
ICSO	594 022.00	593 992.51	594 007.06	7.14

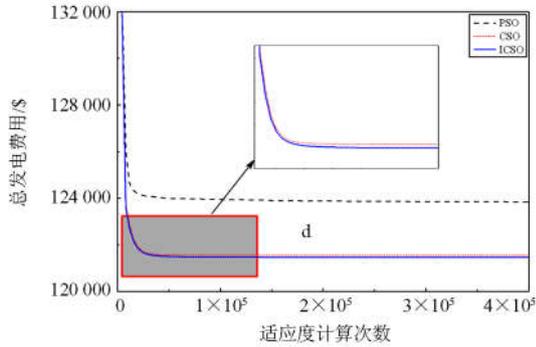


图2 算例1收敛曲线

Fig. 2 Convergence curves of case 1

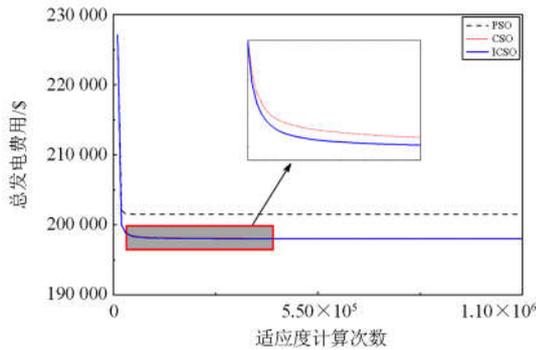


图3 算例2收敛曲线

Fig. 3 Convergence curves of case 2

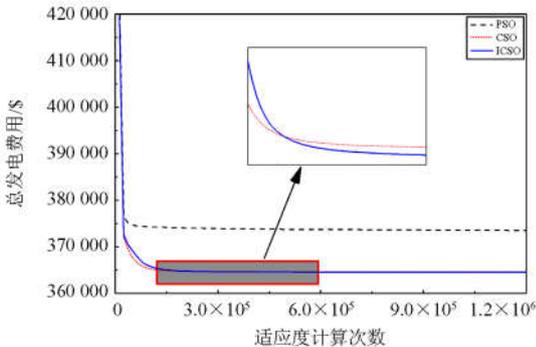


图4 算例3收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of case 3

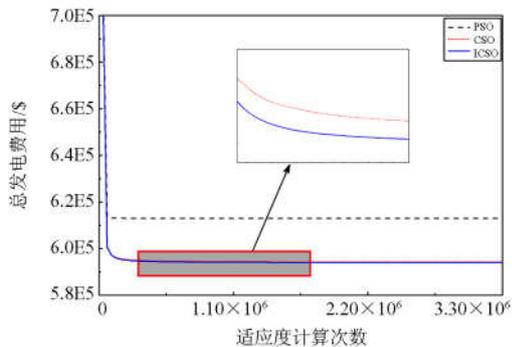


图5 算例4收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of case 4

4.3 结果分析与比较

1) 经济性比较

算例1和算例3的目标函数考虑了发电机阀点效应,其数学模型为一个多峰非线性多约束优化问题,对求解方法摆脱局部极值点的吸附并定位至全局最优点所在区域的搜索能力提出特别高的要求,特别是维度更高的算例3。由表2和表4可知,相比于PSO算法,CSO算法的优化性能更强,且算例维度越高,CSO算法的优势越明显,表明该算法能有效摆脱局部极值点的吸附,全局搜索能力较强。而ICSO算法在CSO算法的基础上所得结果更优,表明本文提出的改进措施的确能有效改善CSO算法存在的不足,全局搜索能力更强。与部分文献的优化结果比较也可进一步表明本文提出的ICSO算法的优越性。

算例2和算例4的数学模型是一个典型的单峰多约束优化问题,要求求解方法具有良好的局部搜索能力,以提高搜索精度。由表3和表5可知,CSO算法的优化结果远优于PSO算法的结果,而ICSO算法的结果优于CSO算法的结果,表明ICSO算法的局部搜索能力更强。与部分文献的优化结果比较也进一步验证了此结论的正确性。

由上述比较分析可知,ICSO算法能有效平衡局部搜索能力和全局搜索能力,具有很强的竞争力。

2) 收敛性比较

由图2—图5可知,PSO算法的全局搜索能力和局部搜索能力均较差,算法在进化前期便呈现停滞现象,发生早熟;而CSO算法和ICSO算法能够继续进化。虽然CSO算法在算例3上进化前期收敛速度较快,但随后便被ICSO算法超越,表明CSO算法在进化后期陷入了局部搜索,而ICSO算法能够摆脱局部极值点的吸附,全局搜索能力更强。上述比较分析从另一个角度表明了ICSO算法具有较强的平衡局部搜索和全局搜索的能力。

3) 鲁棒性比较

由于智能优化算法均采用随机值来初始化种群,且算法迭代过程中的算子策略选择也具有一定随机性,从而使算法呈现随机性的内在特性,可以通过鲁棒性来评价其稳定性和一致性。由表2—表5可知,CSO算法和ICSO算法在4个算例上50次独立重复实验结果的标准差均小于其他算法,特别是ICSO算法,其标准差分别为31.99、2.01、92.69、7.14,表明该算法的稳定性更好,即具有更强的鲁棒性。另一方面,比较4个算例的标准差可知,考虑发电机阀点效应后的标准差大于不考虑阀点效应的标准差,这是因为考虑阀点效应后,ED问题的

数学模型呈现多峰特性, 导致求解方法每次实验均可能陷入不同的局部极值, 也从另一个角度说明考虑阀点效应后对求解方法的优化性能提出了更高的挑战和要求。

5 结论

本文在分析 CSO 算法存在的不足的基础上, 提出了相应的 ICSO 算法, 并用于求解大规模 ED 问题。采用 4 个算例从不同角度验证该方法的可行性和有效性。仿真结果表明, 与其他算法相比, ICSO 算法能有效平衡局部搜索和全局搜索, 在经济性、收敛性、鲁棒性等方面均表现出了较强的竞争力, 且系统规模越大, 优势越明显, 具有较好的优化性能, 可作为大规模 ED 问题的可靠求解方法。

参考文献

- [1] JABR R A, COONICK A H, CORY B J. A homogeneous linear programming algorithm for the security constrained economic dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(3): 930-936.
- [2] NANDA J, HARI L, KOTHARI M L. Economic emission load dispatch with line flow constraints using a classical technique[J]. IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, 1994, 141(1): 1-10.
- [3] MURALIDHARAN S, SRIKRISHNA K, SUBRAMANIAN S. Self-adaptive dynamic programming technique for economic power dispatch[J]. International Journal of Power and Energy Systems, 2007, 27(4): 340-345.
- [4] HINDI K S, AB GHANI M R. Dynamic economic dispatch for large scale power systems: a Lagrangian relaxation approach[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 1991, 13(1): 51-56.
- [5] SINHA N, CHAKRABARTI R, CHATTOPADHYAY P K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(1): 83-94.
- [6] CIORNEI I, KYRIAKIDES E. A GA-API solution for the economic dispatch of generation in power system operation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(1): 233-242.
- [7] 侯贤军, 罗春辉, 隗霖捷, 等. 基于微分进化算法的水火电短期优化调度的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9): 54-61.
HOU Maojun, LUO Chunhui, WEI Linjie, et al. Study on short-term hydrothermal scheduling based on differential evolution[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(9): 54-61.
- [8] 吴辰斌, 李海明, 刘栋, 等. 一种改进型粒子群优化算法在电力系统经济负荷分配中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(10): 44-48.
WU Chenbin, LI Haiming, LIU Dong, et al. Application of improved particle swarm optimization algorithm to power system economic load dispatch[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(10): 44-48.
- [9] 唐贤伦, 张衡, 李进, 等. 基于多 Agent 粒子群优化算法的电力系统经济负荷分配[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(10): 42-47.
TANG Xianlun, ZHANG Heng, LI Jin, et al. An economic load dispatch method of power system based on multi-Agent particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(10): 42-47.
- [10] HEMAMALINI S, SIMON S P. Artificial bee colony algorithm for economic load dispatch problem with non-smooth cost functions[J]. Electric Power Components and Systems, 2010, 38(7): 786-803.
- [11] AL-BETARA M A, AWADALLAH M A, KHADER C A T, et al. Tournament-based harmony search algorithm for non-convex economic load dispatch problem[J]. Applied Soft Computing, 2016, 47: 449-459.
- [12] HE Xiangzhu, RAO Yunqing, HUANG Jida. A novel algorithm for economic load dispatch of power systems[J]. Neurocomputing, 2016, 171: 1454-1461.
- [13] 贺建波, 胡志坚, 刘宇凯. 大规模多目标水-火-风协调优化调度模型的建立及求解[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 1-7.
HE Jianbo, HU Zhijian, LIU Yukai. Establishment and solution of the large-scale multi-objective hydro-thermal-wind power coordination optimization dispatching model[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 1-7.
- [14] 孟安波, 梅鹏, 卢海明. 基于纵横交叉算法的热电联产经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(6): 90-97.
MENG Anbo, MEI Peng, LU Haiming. Crisscross optimization algorithm for combined heat and power economic dispatch[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(6): 90-97.
- [15] 杨家然, 王兴成, 蒋程, 等. 计及风力发电风险的电力系统多目标动态优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9): 54-61.

- 2016, 44(7): 25-31.
- YANG Jiaran, WANG Xingcheng, JIANG Cheng, et al. Multi-objective dynamic optimal scheduling of power system considering wind power risk[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 25-31.
- [16] CHENG Ran, JIN Yaochu. A competitive swarm optimizer for large scale optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 42(2): 191-204.
- [17] XIONG Guojiang, SHI Dongyuan, DUAN Xianzhong. Multi-strategy ensemble biogeography-based optimization for economic dispatch problems[J]. Applied Energy, 2013, 111: 801-811.
- [18] 熊国江. 基于计算智能的电网故障诊断方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.
- XIONG Guojiang. Research on methods for fault diagnosis of power grids based on computational intelligence[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.
- [19] VISHWAKARMA K K, DUBEY H M. Simulated annealing based optimization for solving large scale economic load dispatch problems[J]. International Journal of Engineering Research and Technology, 2012, 1(3): 1-8.
- [20] BHATTACHARJEE K, BHATTACHARYA A, DEY S H N. Oppositional real coded chemical reaction optimization for different economic dispatch problems[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2014, 55: 378-391.

收稿日期: 2016-08-01; 修回日期: 2016-10-07

作者简介:

郭艳艳(1970—), 女, 副教授, 研究方向为机电一体化工程; E-mail: yyguoee@163.com

熊国江(1986—), 男, 通信作者, 博士, 工程师, 研究方向为电力系统调度运行。E-mail: xiong_gj@163.com

(编辑 周金梅)