

# 快速群搜索优化算法及其 在电力系统经济调度中的应用

詹俊鹏<sup>1</sup>, 郭创新<sup>1</sup>, 吴青华<sup>2</sup>, 温柏坚<sup>3</sup>

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江省 杭州市 310027; 2. 利物浦大学电机电子工程系,  
利物浦 L69 3GJ 英国; 3. 广东省电力调度中心, 广东省 广州市 510600)

## Fast Group Search Optimizer and Its Application to the Economic Dispatch of Power Systems

ZHAN Junpeng<sup>1</sup>, GUO Chuangxin<sup>1</sup>, WU Qinghua<sup>2</sup>, WEN Bojian<sup>3</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang Province, China;

2. Department of Electrical Engineering and Electronics, University of Liverpool, Liverpool L69 3GJ, UK;

3. Guangdong Power Dispatch Center, Guangzhou 510600, Guangdong Province, China)

**ABSTRACT:** Economic dispatch (ED) is an important task in the optimization problems of a power system. To obtain a more accurate and realistic ED model, the valve-point effect and the multiple fuels of units are considered. However, the ED model is non-convex, high-dimensional, non-linear and non-differentiable, which makes it more difficult to be solved. To solve the ED model better, a fast group search optimizer (FGSO) was proposed, which can obtain more accurate results with less computation. The ED model on three test systems was solved and the simulation results showed that FGSO converged faster, consumed less time and obtained results with smaller value of fuel cost than the other algorithms adopted in this paper. Furthermore, FGSO performed especially well in the optimization problems with multiple local optimum values. Thus, FGSO is feasible, fast and effective in solving the complex ED model.

**KEY WORDS:** economic dispatch (ED); valve-point effect; multiple fuels; group search optimizer (GSO); genetic algorithm (GA); particle swarm optimization (PSO)

**摘要:** 经济调度(economic dispatch, ED)是电力系统优化的一项重要工作。为得到一个更加精确且实用的ED模型,在模型中考虑了机组阀点效应和多燃料。该ED模型具有非凸、高维、非线性和不可微的特性,求解较为困难。为更好地求解该ED模型,提出一种快速群搜索优化算法(fast group search optimizer, FGSO),该算法能以更少的计算资源得到更高的收敛精度。对3个测试系统的ED模型进行求解,结

果表明,FGSO比其他算法收敛速度更快,计算时间更短,能得到更小的发电费用值,且在高维的、具有多局部最优点的复杂优化问题中具有更加突出的优势。因此,FGSO用于求解该复杂ED模型是可行的、快速的和有效的。

**关键词:** 经济调度; 阀点效应; 多燃料; 群搜索优化算法; 遗传算法; 粒子群优化算法

## 0 引言

经济调度(economic dispatch, ED)是电力系统优化的重要组成部分,其目的是在满足电力系统运行约束的前提下最小化总发电成本,对电力系统经济可靠运行具有重要意义<sup>[1]</sup>。

传统ED问题中,发电机组的阀点效应往往被忽略不计,这会导致求解精度的下降<sup>[2]</sup>。为使模型与实际更加吻合,本文ED模型中考虑了机组阀点效应和多燃料,称为混合ED。混合ED是一个非凸的高维、非线性、不可微的优化问题<sup>[3]</sup>。阀点效应给ED问题的解空间带来了许多局部最优值,而多燃料使ED的解空间不连续,这些都使混合ED问题的求解更加复杂。

传统优化算法不适用于求解混合ED问题。线性规划法<sup>[4]</sup>对模型进行线性化会导致求解精度下降;二次规划法、非线性规划法<sup>[5]</sup>要求函数连续可微,而动态规划法<sup>[6]</sup>面临维数灾难问题。近年来,智能优化算法得到快速发展,此类算法模拟自然进化过程,适于求解非线性、不可微等复杂优化问题。文献[7]中采用一种新的实数编码遗传算法(genetic

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20090101110058); 国家自然科学基金项目(51177143)。

The Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (20090101110058); Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51177143).

algorithm, GA)求解非凸 ED 问题,得到了比二进制编码 GA<sup>[8]</sup>和其他实数编码 GA<sup>[9]</sup>更好的收敛性能。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法具有收敛速度快、鲁棒性好、算法简单等优点。文献[10]中采用 PSO 来求解考虑发电机约束的 ED 问题。文献[11]中提出了一些改进进化规划算法并用于求解 ED 问题。

群搜索优化算法(group search optimizer, GSO)是一种以动物搜索行为启发的单目标优化算法。GSO 采用 Producer-scrounger 模型<sup>[12]</sup>作为框架,并引入随机游荡者以防止种群陷于局部最优点。GSO 种群中个体分为发现者、搜寻者和游荡者 3 类。文献[13]中证明 GSO 对除发现者个数、搜寻者比例之外的参数不敏感,这体现出了 GSO 算法的鲁棒性。

本文提出一种快速群搜索优化算法(fast group search optimizer, FGSO),该算法具有更强的搜索性能、更快的收敛速度和更短的计算时间。在高维和复杂优化问题中,FGSO 的优势更加突出。本文中对 3 个测试系统中的 ED 模型的求解结果表明了该算法的可行性、快速性和有效性。

## 1 经济调度模型

### 1.1 传统经济调度模型

在传统的 ED 优化模型中,以发电费用最小为目标,发电费用为机组出力的二次多项式:

$$\min \sum_{g=1}^N F_g(P_g) = \sum_{g=1}^N (a_g + b_g P_g + c_g P_g^2) \quad (1)$$

约束条件包括机组出力约束和负荷平衡约束:

$$P_g^{\min} \leq P_g \leq P_g^{\max} \quad (2)$$

$$\sum_{g=1}^N P_g = P_D + P_L \quad (3)$$

$$F_g(P_g) = \begin{cases} a_{g1} + b_{g1} P_g + c_{g1} P_g^2 + |e_{g1} \sin[f_{g1}(P_g^{\min} - P_g)]|, & P_g^{\min} \leq P_g \leq P_{g1} \\ a_{g2} + b_{g2} P_g + c_{g2} P_g^2 + |e_{g2} \sin[f_{g2}(P_g^{\min} - P_g)]|, & P_{g1} < P_g \leq P_{g2} \\ \vdots \\ a_{gK} + b_{gK} P_g + c_{gK} P_g^2 + |e_{gK} \sin[f_{gK} \times (P_g^{\min} - P_g)]|, & P_{g(K-1)} < P_g \leq P_g^{\max} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $a_{gj}$ 、 $b_{gj}$ 、 $c_{gj}$ 、 $e_{gj}$ 和 $f_{gj}$ 为机组 $g$ 第 $j(j=1,2,\dots,K)$ 段发电费用函数的系数,该分段函数共有 $K$ 段; $P_{g1}$ 和 $P_g^{\min}$ 分别为第1段函数对应的机组出力上、下限; $P_{g2}$ 和 $P_{g1}$ 分别为第2段函数对应的机组出力上、下限; $P_g^{\max}$ 和 $P_{g(K-1)}$ 分别为第 $K$ 段函数对应的机组出力上、下限。

式中: $P_g$ 为机组 $g$ 的出力; $F_g(P_g)$ 为机组 $g$ 的发电费用函数; $a_g$ 、 $b_g$ 、 $c_g$ 为机组 $g$ 的发电费用系数; $N$ 为机组的总数; $P_g^{\max}$ 、 $P_g^{\min}$ 分别为机组 $g$ 的出力上、下限; $P_D$ 为系统总负荷; $P_L$ 为线路损耗,可采用B系数法<sup>[14]</sup>计算,但为了与文中采用的其他算法在相同条件下进行比较,在本文中 $P_L$ 忽略不计。

在实际 ED 问题中,由于机组的阀点效应以及燃料来源的多样性,机组发电费用函数往往为非平滑函数。本文考虑 2 种情况:第 1 种情况考虑机组阀点效应的发电费用函数;第 2 种同时考虑机组阀点效应和多燃料的发电费用函数。

### 1.2 考虑机组阀点效应的经济调度模型

传统 ED 问题中,机组发电费用曲线近似取为式(1)所示的平滑的二次多项式。然而,涡轮机的进气阀突然开启时的拔丝效应将使机组发电费用曲线产生阀点效应。为更精确地表示机组的发电费用曲线,考虑机组阀点效应的发电费用函数可取为二次多项式与正弦函数的叠加<sup>[15]</sup>:

$$F_g(P_g) = a_g + b_g P_g + c_g P_g^2 + |e_g \sin[f_g(P_g^{\min} - P_g)]| \quad (4)$$

式中 $a_g$ 、 $b_g$ 、 $c_g$ 、 $e_g$ 和 $f_g$ 为考虑阀点效应的机组 $g$ 的发电费用系数。

考虑机组阀点效应的 ED 模型由目标函数(4)和约束条件(2)、(3)组成。

### 1.3 考虑多燃料的经济调度模型

当一台机组有多种燃料来源时,如柴油和不同类型的天然气,其发电费用将由 2 段或多段费用曲线组成<sup>[16]</sup>。多段费用曲线不仅可用于描述多种燃料的发电费用,还可用于描述机组处于不同运行状态下的发电费用,如机组是否满发。当同时考虑机组的阀点效应和多燃料来源时,机组 $g$ 的发电费用函数可取为式(5)所示的分段函数<sup>[17]</sup>:

同时考虑机组阀点效应和多燃料来源的 ED 模型由目标函数(5)和约束条件(2)、(3)组成。图 1 给出了本文算例 3 中所采用的 10 机系统的第 4 号机组的发电费用曲线,该机组有 3 种燃料来源,故而其发电费用曲线由 3 段函数组合而成,有关该 10 机系统的具体参数可参见文献[17-18]。图 2 为图 1

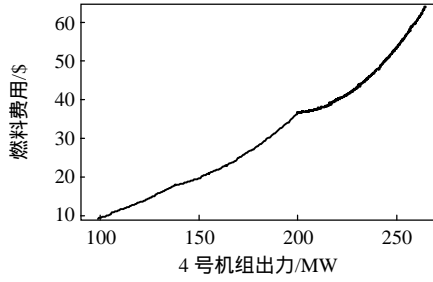


图1 带阀点效应和多燃料的机组发电费用曲线

Fig. 1 Fuel cost of generators with valve-point effects and multiple fuels

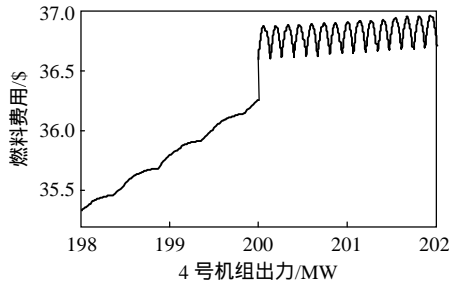


图2 带阀点效应和多燃料的机组发电费用曲线(放大)

Fig. 2 Fuel cost of generators with valve-point effects and multiple fuels(enlarged)

中横坐标在 198~202 MW 间的放大图,由图 2 可见,该函数在选择不同燃料的交界处存在不连续点,且机组阀点效应给函数带来了许多局部最优点,使问题的求解更加具有挑战性。为更好地求解这一问题,本文第 2 节提出了 FGSO 算法。

## 2 快速群搜索优化算法

在  $n$  维搜索空间中,第  $i$  个个体在第  $k$  次迭代过程中的位置可以表示为向量  $X_i^k \in \mathbf{R}^n$ ,其搜索角度为  $\varphi_i^k = [\varphi_{i1}^k, \varphi_{i2}^k, \dots, \varphi_{i(n-1)}^k] \in \mathbf{R}^{n-1}$ ,搜索方向  $D_i^k(\varphi_i^k) = [d_{i1}^k, d_{i2}^k, \dots, d_{in}^k] \in \mathbf{R}^n$  可按式(6)将  $\varphi_i^k$  转换成笛卡尔坐标<sup>[19]</sup>:

$$\begin{cases} d_{ij}^k = 0, & j = 1, 2, \dots, n - t_d - 1 \\ d_{ij}^k = \sin \varphi_{i,j-1}^k \prod_{q=j}^{n-1} \cos \varphi_{i,q}^k, & j = n - t_d, \dots, n - 1 \\ d_{in}^k = \sin \varphi_{i,n-1}^k \end{cases} \quad (6)$$

式中  $t_d$  用于控制  $d_{ij}^k$  直接置零的个数。

与文献[13]中的极坐标向笛卡尔坐标转换公式相比,式(6)中  $D_i^k(\varphi_i^k)$  的前  $n - t_d - 1$  个元素不通过计算而直接置零,该处理可省去不必要的计算,缩短计算时间,且不影响其搜索能力,其原因是多个接近 0 的数的乘积趋于 0,在本文中  $t_d$  取为 8。

在 GSO 算法中,群成员被分为发现者、搜寻者和游荡者 3 类。在每一次迭代中,选取适应度函数值最佳的个体作为发现者,发现者按照式(7)探测其正前方、右侧和左侧是否有更好的位置<sup>[19]</sup>。

$$\begin{cases} X_z = X_p^k + c_{\text{irshift}}(r_1 l_{\max} D_p^k(\varphi^k), k) \\ X_r = X_p^k + c_{\text{irshift}}(r_1 l_{\max} D_p^k(\varphi^k + \frac{r_2 \theta_{\max}}{2}), k) \\ X_l = X_p^k + c_{\text{irshift}}(r_1 l_{\max} D_p^k(\varphi^k - \frac{r_2 \theta_{\max}}{2}), k) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $X_p^k$  为第  $k$  次迭代的发现者;  $r_1 \in \mathbf{R}^1$ , 为均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数;  $r_2 \in \mathbf{R}^{n-1}$ , 为  $[0,1]$  间均匀分布随机数; 最大搜索角度  $\theta_{\max} \in \mathbf{R}^1$ , 取为  $\pi / (n + 1)$ ; 最大搜索距离  $l_{\max} \in \mathbf{R}^1$ , 取为  $\sqrt{\sum_{i=1}^n (U_i - L_i)^2}$ 。循环平移算子  $c_{\text{irshift}}(D, k)$  表示将向量  $D$  循环平移  $k$  个元素,如  $c_{\text{irshift}}([0,0,0,3,4,5], 2) = [4,5,0,0,0,3]$ 。

若有更优位置则发现者转移到该位置上,否则保持原位置不变,并按照式(8)调整搜索方向。

$$\varphi^{k+1} = \varphi^k + r_2 \alpha_{\max} \quad (8)$$

式中  $\alpha_{\max}$  为最大搜索转角。若发现者经过  $a$  次迭代后仍未找到更优位置,则搜索角度重新变为  $\varphi_i^k$ 。

剩余个体中 80% 被选择为搜寻者,并按照式(9)向发现者靠拢。

$$X_i^{k+1} = X_i^k + r_3 (X_p^k - X_i^k) \quad (9)$$

式中  $r_3 \in \mathbf{R}^n$ , 为  $[0,1]$  间均匀分布的随机数。

剩余个体中其余 20% 为游荡者,它们按式(8)确定搜索角度,按式(10)确定搜索距离并按式(11)移动到一个新的位置。

$$l_i = b r_1 l_{\max} \quad (10)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + c_{\text{irshift}}(l_i D_i^k(\varphi^{k+1}), k) \quad (11)$$

FGSO 与 GSO 相比,其主要不同点在于:

1) FGSO 采用了改进的极坐标到笛卡尔坐标转换,如式(6)所示,其优势在于减小计算量,该优势在高维问题中尤为突出; 2) 在发现者和游荡者的搜索行为中加入了循环平移算子,如式(7)、(11)所示,其优势在于避免陷入局部最优点,使整个种群的搜索行为更有效,克服了 GSO 后期收敛缓慢的困难。

FGSO 的流程图如图 3 所示。

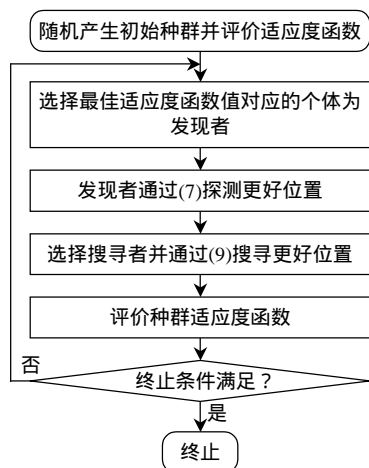


图3 快速群搜索优化算法流程图

Fig. 3 Flowchart of fast group search optimizer

### 3 算例分析

为了验证本文提出的 FGSO 算法用于求解带非线性不连续 ED 函数的可行性和优越性, 本文采用 3 个算例进行仿真计算: 算例 1 和算例 2 分别为考虑机组阀点效应的 13 机和 40 机 ED, 数据参见文献[11], 算例 3 为同时考虑机组阀点效应和多燃料来源的 10 机 ED, 数据参见文献[17]。算例 1 中, GA、PSO、GSO 和 FGSO 种群规模均设为 200, 迭代总数均设为 200。算例 2 和 3 中, 种群规模均设为 300, 迭代总数均设为 200。FGSO 和 GSO 中的参数设置均采用文献[13]和文献[19]的推荐值。模型的等式约束转换成不等式约束, 并用罚函数法进行处理<sup>[20]</sup>。本文所有程序均运行在带有 Intel T7250 CPU、2 条 1 024 M 内存和 Windows XP 操作系统的笔记本的 Matlab 2007b 环境中。本文中 GA、PSO、GSO 和 FGSO 均在上述 Matlab 环境中编程实现并通过仿真计算得到 3 个算例的结果, 其他方法的结果均取自相关文献。

算例 1 中系统负荷为 1 800 MW, 表 1 给出了算例 1 中各种智能优化算法独立执行 50 次的平均时间及最大、最小和平均发电费用。表 1 和表 2 中的 CEP、FEP、MFEP 和 IFEP 四种方法的结果取自文献[11], 由于计算环境不同, 其平均计算时间不具有可比性, 故未在表 1 和表 2 中列出。由表 1 可见 FGSO 的最大、最小和平均费用值均比其他 7 种方法小。FGSO 的计算时间比 GA 和 GSO 短。图 4 给出了 GA、PSO、GSO 和 FGSO 在算例 1 中的收敛速度对比图。由图 4 可看出, FGSO 的收敛速度最快, 且收敛到最小的发电费用值。

表 1 算例 1 中不同智能优化算法结果比较(50 次)

Tab. 1 Comparison of the results of different intelligent optimization algorithms in case 1 (50 trials)

方法	平均时间/s	最大费用/(\$/h)	最小费用/(\$/h)	平均费用/(\$/h)
CEP	—	18 404.04	18 048.21	18 190.32
FEP	—	18 453.82	18 018.00	18 200.79
MFEP	—	18 416.89	18 028.09	18 192.00
IFEP	—	18 267.42	17 994.07	18 127.00
GA	9.64	18 628.09	18 143.66	18 328.09
PSO	1.02	18 601.85	18 227.25	18 435.20
GSO	2.51	18 378.12	18 028.57	18 163.07
FGSO	2.11	18 243.42	17 963.76	18 115.43

表 2 算例 2 中不同智能优化算法结果比较(50 次)

Tab. 2 Comparison of the results of different intelligent optimization algorithms in case 2 (50 trials)

方法	平均时间/s	最大费用/(\$/h)	最小费用/(\$/h)	平均费用/(\$/h)
CEP	—	126 902.89	123 488.29	124 793.48
FEP	—	127 245.59	122 679.71	124 119.37
MFEP	—	124 356.47	122 647.57	123 489.74
IFEP	—	125 740.63	122 624.35	123 382.00
GA	18.82	127 009.64	123 424.46	124 898.06
PSO	3.08	126 922.86	125 094.44	126 141.65
GSO	5.86	127 572.04	124 328.76	125 616.60
FGSO	4.55	124 155.18	121 622.75	122 724.44

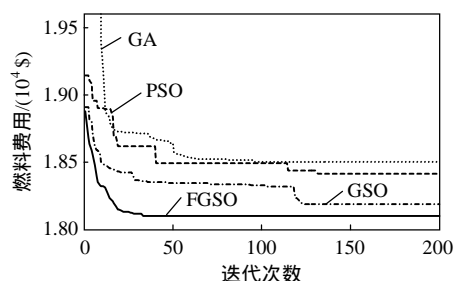


图4 算例 1 中不同智能优化算法收敛速度对比

Fig. 4 Comparison of the convergence speed of different intelligent optimization algorithms in case 1

算例 2 中系统负荷为 10 500 MW, 表 2 给出了算例 2 中各种智能优化算法独立执行 50 次的平均时间及最大、最小和平均发电费用。由表 2 可见 FGSO 的最大、最小和平均费用值均比其他 7 种方法小。FGSO 的计算时间比 GA 和 GSO 短。图 5 给出了 GA、PSO、GSO 和 FGSO 在算例 2 中的收敛速度对比图。由图 5 可看出, FGSO 的收敛速度最快, 且收敛到最小的发电费用值。算例 2 与算例 1 相比, 搜索空间维数更高, 故问题更加复杂, 由表 2 可见 FGSO 表现出较大优势。

算例 3 中系统负荷为 2 700 MW, 表 3 给出了

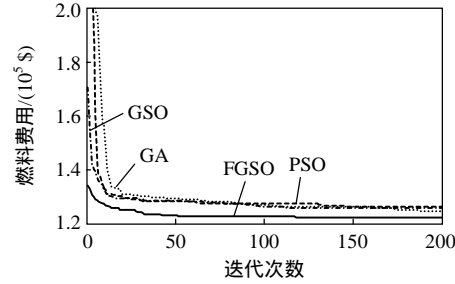


图5 算例2中不同智能优化算法收敛速度对比

Fig. 5 Comparison of the convergence speed of different intelligent optimization algorithms in case 2

表3 算例3中不同智能优化算法结果比较(50次)  
Tab. 3 Comparison of the results of different intelligent optimization algorithms in case 3 (50 trials)

方法	平均时间/s	最大费用/(\$/h)	最小费用/(\$/h)	平均费用/(\$/h)
CGA_MU	26.17	633.87	624.72	627.61
IGA_MU	7.25	630.87	624.52	625.87
GA	8.28	626.71	624.27	624.46
PSO	2.17	601.77	548.73	580.56
GSO	3.46	627.70	574.83	605.98
FGSO	3.68	564.19	546.10	550.23

算例3中各种智能优化算法独立执行50次的平均时间及最大、最小和平均发电费用。表3中的CGA\_MU和IGA\_MU方法的计算结果取自文献[17]。由表3可见FGSO的最大、最小和平均费用值均远比其他5种方法小。FGSO的计算时间略长于GSO，但短于GA。图6给出了GA、PSO、GSO和FGSO在算例3中的收敛速度对比图。由图6可看出，FGSO的收敛速度最快，且收敛到最小的发电费用值。算例3与算例1、算例2相比，其目标函数为不连续分段函数，存在更多的局部最优点，问题更加复杂，而FGSO在算例3中表现出了更优的性能，即在更加复杂的优化问题中具有突出优势。

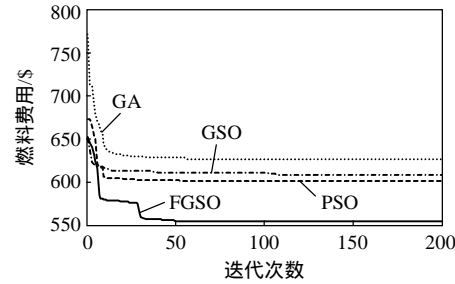


图6 算例3中不同智能优化算法收敛速度对比

Fig. 6 Comparison of the convergence speed of different intelligent optimization algorithms in case 3

4 结论

本文提出了一种FGSO算法，用于求解考虑机

组阀点效应和多燃料的ED模型，该模型是对实际ED问题更精确的建模，适用范围更广。文中分别对3个测试算例进行求解，结果表明，FGSO收敛速度快，计算时间短，能得到比文中其他智能优化算法更小的发电费用值，且在求解高维的、具有多局部最优点的复杂优化问题中具有更加突出的优势，适合于求解具有非平滑目标函数的复杂ED问题。

参考文献

[1] 侯云鹤,熊信良,吴耀武,等.基于广义蚁群算法的电力系统经济负荷分配[J].中国电机工程学报,2003,23(3):59-64.  
Hou Yunhe, Xiong Xinyin, Wu Yaowu, et al. Economic dispatch of power systems based on generalized ant colony optimization method[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 59-64(in Chinese).

[2] 唐巍,李殿璞.电力系统经济负荷分配的混沌优化方法[J].中国电机工程学报,2000,20(10):36-40.  
Tang Wei, Li Dianpu. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10): 36-40(in Chinese).

[3] 侯云鹤,鲁丽娟,熊信良,等.改进粒子群算法及其在电力系统经济负荷分配中的应用[J].中国电机工程学报,2004,24(7):95-100.  
Hou Yunhe, Lu Lijuan, Xiong Xinyin, et al. Enhanced particle swarm optimization algorithm and its application on economic dispatch of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 95-100(in Chinese).

[4] Rabin A J, Alun H C, Brian J C. A homogenous linear programming algorithm for the security constrained economic dispatch problem[J]. IEEE Trans. on Power Systems, 2000, 15(3): 930-936.

[5] Nanda J, Hari L, Kothari M L. Economic emission load dispatch with line flow constraints using a classical technique[J]. IEE Proceedings: Generation, Transmission & Distribution, 1994, 141(1): 1-10.

[6] Ross D W, Kim S. Dynamic economic dispatch of generation[J]. IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, 1980, 99(6): 2060-2068.

[7] Kumar S, Naresh R. Nonconvex economic load dispatch using an efficient real-coded genetic algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(1): 321-329.

[8] Deb K, Agrawal R B. Simulated binary crossover for continuous search space[J]. Complex Systems, 1995, 9(2): 115-148.

[9] Herrera F, Lozano M, Verdegay J L. Tackling real-coded GAs: operators and tools for behavioural analysis[J]. Artificial Intelligence Review, 1998, 12(4): 265-319.

- [10] Gaing Z L . Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints [J] . IEEE Trans. on Power Systems , 2003 , 18(3) : 1187-1195 .
- [11] Sinha N ,Chakrabarti R ,Chattopadhyay P K .Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J] . IEEE Trans. on Evolutionary Computation , 2003 , 7(1) : 83-94 .
- [12] Barnard C J , Sibly R M . Producers and scroungers : a general model and its application to captive flocks of house sparrows[J] . Animal Behavior , 1981 , 29(2) : 543-550 .
- [13] He S , Wu Q H , Saunders J R . Group search optimizer : An optimization algorithm inspired by animal searching behavior[J] . IEEE Trans. on Evolutionary Computation , 2009 , 13(5) : 973-990 .
- [14] Wood A J , Wollenberg B F . Power generation , operation , and control[M] . 2nd ed . New York :Wiley ,1996 :116-120 .
- [15] Walters D C , Sheble G B . Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading[J] . IEEE Trans. on Power Systems , 1993 , 8(3) : 1325-1332 .
- [16] Lin C E , Viviani G L . Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions[J] . IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems ,1984 ,103(6) :1170-1175 .
- [17] Chiang C L . Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effects and multiple fuels[J] . IEEE Trans. on Power Systems , 2005 , 20(4) : 1690-1699 .
- [18] Park J H , Lee K Y . Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network[J] . IEEE Trans. on Power Systems , 1993 , 8(3) : 1030-1038 .
- [19] Guo C X , Zhan J P , Wu Q H . Dynamic economic emission dispatch based on group search optimizer with multiple producers[J] . Electric Power Systems Research , 2012 , 86(1) : 8-16 .
- [20] Deb K . Multi-objective optimization using evolutionary algorithms[M] . England :John Wiley & Sons ,LTD ,2001 : 291-296 .



詹俊鹏

收稿日期：2012-05-21。

作者简介：

詹俊鹏(1986)，男，博士研究生，研究方向为智能优化算法及其在经济调度、检修优化中的应用，zhanjunpeng@zju.edu.cn；

郭创新(1969)，男，博士，教授，博士生导师，研究方向为智能电网和分布式能源并网、智能信息处理技术及其在电力系统中应用，guochuangxin@zju.edu.cn；

吴青华(1953)，男，博士，教授，博士生导师，研究方向为非线性自适应控制、数学形态学、进化计算、机器学习和电力系统运行与控制，Q.H.Wu@liverpool.ac.uk；

温柏坚(1963)，男，硕士，高级工程师，从事电力调度调度自动化工程师研究和管理工作，jbwjbw631214@yahoo.com.cn。

(责任编辑 刘浩芳)