

电力系统环保经济负荷分配的模糊自修正粒子群算法

李绍金, 周任军, 周胜瑜, 康信文, 刘乐平, 王蛟

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

摘要: 针对标准粒子群算法易陷入局部最优、收敛过早的缺陷, 提出了一种模糊自修正粒子群算法。通过利用模糊推理机制建立了粒子适应度值隶属度函数, 在每次寻优过程中, 使得各粒子根据自身当前适应度隶属度函数值来修正惯性权重的取值, 而不是把惯性权重作为全局变量, 对同一代粒子使用相同的惯性权重; 这充分考虑了各粒子自身的性能, 可以进一步改善早熟缺陷, 增强全局搜索能力, 从而可以获取更好的目标值。将该算法用于求解电力系统经济负荷分配问题, 兼顾考虑了燃料成本和环境成本; 在求解此问题时, 为了更精确地处理功率平衡约束, 根据寻优过程中等式约束偏差量的大小不断调整罚系数取值, 并以此建立相应的罚函数。算例结果表明, 模糊自修正粒子群算法对比标准粒子群算法有较强的全局搜索能力, 有更可靠的优化计算结果, 进而体现了该方法的有效性和优越性。

关键词: 粒子群算法; 模糊推理机制; 模糊自修正; 环保经济负荷分配; 适应度值隶属度函数

Fuzzy self-correction particle swarm optimization of environmental economic load distribution in power system

LI Shao-jin, ZHOU Ren-jun, ZHOU Sheng-yu, KANG Xin-wen, LIU Le-ping, WANG Jiao

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

Abstract: According to the shortage that particle swarm optimization (PSO) algorithm easily falls into local optimum and premature convergence, a fuzzy self-correction particle swarm optimization algorithm is proposed. By using the fuzzy reasoning mechanism, a particle fitness membership function is established, which makes the particles base on their current fitness membership function values to modify the value of inertia weight in the process of optimization, instead of seeing the inertia weight as a global variable, then a generation of particles use the same inertia weight. This optimization fully considers the features of the particle itself, which can further improve the defect of prematurity, enhance the global search ability and get a better target value. The algorithm is used to solve the economic load distribution problems in power system, both considering fuel cost and environmental cost. In solving this problem, to exactly deal with power balance constraints, it uses the size of the deviation value of equality constraint in the optimization process to constantly adjust the value of penalty coefficients, and then establishes corresponding penalty function. Numerical example results show that the proposed algorithm has strong global search ability and more reliable optimization calculation results compared to the standard particle swarm algorithm, which shows the effectiveness and superiority of this method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51277016).

Key words: particle swarm algorithm; fuzzy inference mechanism; fuzzy self-correction; distribution of environmental economic load; fitness value membership function

中图分类号: TM73 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)08-0015-07

0 引言

经济负荷分配 (Economic load dispatch, ELD) 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^[1]。随着环保问题日益受到重视, 优化目标中不仅考虑传统的发电燃料成本, 还要考虑 CO₂、SO₂ 等污染气体排放的惩罚或经济措施所付出的环境成本。

近年来, 在经济调度优化问题的智能优化方法中, 粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)

基金项目: 国家自然科学基金(51277016); 湖南省高校创新平台开放基金项目(12K074); 湖南省重点学科建设项目资助

因其操作简单、鲁棒性强、精度高、收敛快等优势,而且不要求变量和函数的连续可微,因此得以青睐和不断地改进完善^[2]。文献[3-4]通过引入变异、扰动和局部搜索等算子,改进粒子群算法的寻优方式;文献[5]采用自适应变异算子的来改变粒子取向;但是这些文献对于粒子群算法的惯性权重变更,仍然是采用完全依赖于最大迭代次数线性递减修正模式,没用充分利用粒子自身的特性,缺乏自适应调整能力。然而,惯性权重是粒子群算法中平衡其全局搜索能力和局部搜索能力的关键因素,目前已有多种针对惯性权重策略的研究,如自适应变化惯性权重策略^[6],此改进虽然取得了一定的效果,但是引入的新的中间参数,增加了计算的复杂性;惯性权重线性递减策略^[7]、动态改变惯性权重策略^[8]、非线性惯性权重递减策略^[9]等,这些改进虽然都提高了算法性能,但都是把惯性权重作为全局变量,对同一代粒子使用相同的惯性权重,没用充分考虑粒子自身的性能特点。

针对如电力系统负荷分配这类动态优化问题^[10-12],其目标寻优过程会随着迭代次数增加而不断改变,要求搜索算法具有非线性的搜索能力,可以跟随寻优的延续而不断调整。为此,本文提出了一种模糊自修正粒子群算法(Fuzzy Self-correction Particle Swarm Optimization, FSPSO),建立粒子适应度值隶属度函数,每次寻优时各粒子根据当前自身适应度隶属度函数值来修正惯性权重,使得每个粒子都具备了自修正能力。

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

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

式中: $C(P_{Gi}(t))$ 为在 t 时段所对应第 i 台发电机燃料消耗费用(单位为\$/h); $P_{Gi}(t)$ 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,均为常数。

由此,在调度周期 T 内,系统总燃料花费 f_1 (单位为\$)可表示为

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N C(P_{Gi}(t)) \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N$; $t=1, 2, \dots, T$; T 为调度周期。

1.2 环境成本

将污染气体综合排放函数与对应气体惩罚系

数之积作为环境成本。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^[13]。则在单位时间内所产生的各类污染气体排放量(单位为 t/h)分别为

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

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

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

以上各式中: $e_{Ci}(P_{Gi}(t))$ 、 $e_{Si}(P_{Gi}(t))$ 、 $e_{Ni}(P_{Gi}(t))$ 分别表示在 t 时段第 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} 表示第 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} 表示第 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} 表示第 i 台发电机 NO_x 的排放参数(均为常数)。由此可得,在整个调度周期 T 内,系统污染气体总的排放罚款,即环境成本 f_2 (单位为\$)可表示为

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (\omega_C e_{Ci}(P_{Gi}(t)) + \omega_S e_{Si}(P_{Gi}(t)) + \omega_N e_{Ni}(P_{Gi}(t))) \quad (6)$$

式中, ω_C 、 ω_S 、 ω_N 分别表示 CO_2 、 SO_2 、 NO_x 的单位排放量所对应的环境价值与污染排放罚款之和。

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

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

式中: f 为系统总的发电综合成本; f_1 和 f_2 如式(2)、式(6)所示。

1.3.2 约束条件

a) 发电机有功功率约束为

$$P_{Gi\min} \leq P_{Gi}(t) \leq P_{Gi\max} \quad (8)$$

式中, $P_{Gi\min}$ 、 $P_{Gi\max}$ 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

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi}(t) = P_{\text{loss}}(t) + P_D(t) \quad (9)$$

式中, $P_{\text{loss}}(t)$ 、 $P_D(t)$ 分别表示系统的总网损和总负荷。

c) 机组旋转备用容量约束为

$$\sum_{i=1}^N P_i^{\max}(t) \geq P_D(t) + S_D(t), t = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

式中, $S_D(t)$ 为 t 时段系统总的备用容量。

d) 爬坡率约束为

$$D_{Ri} \leq P_i(t) - P_i(t-1) \leq U_{Ri} \quad (11)$$

式中, D_{Ri} 、 U_{Ri} 分别为机组 i 每个时段下允许的上

下限可调出力^[14]。

2 模糊自修正粒子群算法

2.1 粒子群算法概述

粒子群算法 (PSO) 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^[15-17]。

粒子群算法 (PSO) 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^[16-17]。在 PSO 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 (Particle)。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^[18-19]。

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i^{k+1} * v_{id}^k + c_1 * r_1 * (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 * r_2 * (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (12)$$

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

式(12)、式(13)中: $i=1, 2, \dots, m$; $d=1, 2, \dots, D$; m 为种群规模; D 为待优化变量的个数; c_1 和 c_2 称为学习因子; v_{id}^k 、 v_{id}^{k+1} 分别为粒子 i 对应第 d 个变量在第 k 次、第 $k+1$ 次修正时对应的速度; x_{id}^k 、 x_{id}^{k+1} 分别为粒子 i 对应第 d 个变量在第 k 次、第 $k+1$ 次修正时对应的位置; p_{id}^k 为粒子 i 对应第 d 个变量在第 k 次修正时个体最优位置; p_{gd}^k 为整个群体对应第 d 个变量在第 k 次修正时全局最优位置; r_1 、 r_2 是介于 0 与 1 之间均匀分布的随机数。

标准粒子群算法中惯性权重采用线性递减修正方式来更新权重值, 具体修正模式为

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

式中: ω^k 与 ω^{k+1} 分别表示粒子在第 k 次和第 $k+1$ 次寻优时对应的惯性权重值; ω_{\max} 为最大惯性权重, 通常经验取值为 0.9; ω_{\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。

由此可以看出: 标准粒子群算法中惯性权重参数更新所采用的线性修正策略完全依赖于迭代次数, 而且把惯性权重作为全局变量, 对同一代粒子使用相同的惯性权重, 没有结合粒子自身特性; 当迭代次数过大时, 尽管降低了惯性权重每次迭代修正量, 但是会导致收敛速度放慢; 当迭代次数过小

时, 虽然提高了收敛速度, 但是容易陷入局部最优。

2.2 模糊自修正粒子群算法

2.2.1 模糊隶属度函数的确定

模糊隶属度函数^[20]可以取多种形状, 不同模糊目标的隶属度函数可根据具体情况选用不同的形式, 而针对本文粒子群算法的优化目标是在满足所有约束条件的前提下, 使适应度函数值越小越好, 有上限无下限, 因此选择降半形的隶属度函数。考虑到降半矩形是两点分布, 不适于解连续性的优化问题, 而降半梯形分布需要确定 f_{\max} 和 f_{\min} , 但是 f_{\max} 的确定在本文所研究的问题中毫无意义, 因此, 选用降半 Γ 分布。故定义 u 为 (0, 1] 间的隶属度函数为

$$u(f_{\text{fitness}}) = \begin{cases} 1, & f_{\text{fitness}} \leq f_{\text{fitness}}^{\min} \\ \exp(-(f_{\text{fitness}} - f_{\text{fitness}}^{\min}) / f_{\text{fitness}}^{\min}), & f_{\text{fitness}} > f_{\text{fitness}}^{\min} \end{cases} \quad (15)$$

式中: f_{fitness} 为粒子当前适应度值; $f_{\text{fitness}}^{\min}$ 为粒子历史最小适应度值。

针对文中研究对象, 对于适应度函数的确定, 文中在考虑目标函数的基础上, 把等式约束作为罚函数添加到适应度函数中, 则适应度函数可表示为

$$f_{\text{fitness}} = f + f_a = f_1 + f_2 + \mu \cdot (\sum_{i=1}^N P_{Gi} - P_D - P_{\text{loss}}) \quad (16)$$

式中: f_a 为罚函数; μ 为罚系数。

2.2.2 模糊自修正惯性权重取值

针对上述问题, 采用一种基于模糊自修正策略的惯性权重更新形式, 根据各粒子适应度隶属度函数值修正惯性权重, 对不同适应度隶属度函数值的粒子赋予不同的惯性权重。粒子的适应度隶属度函数值越大, 对应的搜索性能越强, 对性能强的粒子采用较大的惯性权重, 让其负责更优区域的寻优, 有助于找到更好的目标值; 而对性能弱的粒子则采用较小的惯性权重, 有助于其及时跳出误区, 并使其快速转移到较好的区域中进行搜索。

考虑到粒子群算法参数的取值是经过反复测试得到的经验值, 为了保证惯性权重在 [0.4, 0.9] 经验取值范围内, 制定了相应的修正策略, 具体修正模式如下。

1) 如果 $u_i^k \in [0.4, 0.9]$, 则惯性权重取值按式 (17) 更新。

$$\omega_i^{k+1} = u_i^k = \exp(-(f_{\text{fitness}_i}^k - f_{\text{fitness}_i}^{\min k}) / f_{\text{fitness}_i}^{\min k}) \quad (17)$$

2) 否则, 惯性权重取值保持变, 即

$$\omega_i^{k+1} = \omega_i^k \quad (18)$$

以上两式中: u_i^k 表示粒子 i 在第 k 次寻优完成时所

对应的适应度隶属度值； $f_{fitness_i}^k$ 与 $f_{fitness_i}^{\min k}$ 分别表示粒子 i 在第 k 次寻优完成时所对应的适应度值与当前历史最优适应度值； ω_i^k 与 ω_i^{k+1} 分别表示粒子 i 在第 k 次和第 $k+1$ 次寻优时对应的惯性权重值。

2.3 自调整罚系数的引入

考虑到含多维优化变量的等式约束优化问题中等式约束难以完全满足，为此往往采用引入罚函数来处理等式约束。文献[3-5]相关研究采用引入罚函数，并将其作为目标函数的一部分，但是文献中所采用静态罚系数即固定值，这将导致算法收敛速度放慢以及优化精度不高。为此，在求解环保负荷分配问题时，提出了具备自调节能力的罚系数，并建立相应的罚函数来处理功率平衡约束。罚系数具体调整策略如下式所示。

$$\mu_i(k+1) = \mu_i(k) + \varepsilon \cdot \frac{e_i(k) - e_{\min}(k)}{e_{\max}(k) - e_{\min}(k)} \quad (19)$$

$$e_i(k) = \sum_{j=1}^N P_{G_j}^k(t) - P_D(t) - P_{\text{loss}}(t) \quad (20)$$

式中： $\mu_i(k)$ 、 $\mu_i(k+1)$ 分别表示粒子 i 第 k 次和第 $k+1$ 次对应的罚系数； ε 约束因子，保证罚系数非负； $e_i(k)$ 为粒子 i 第 k 次优化结果对应等式约束偏差量； $e_{\min}(k)$ 、 $e_{\max}(k)$ 分别表示整个粒子群在第 k 次优化时所对应的等式约束的最小和最大偏差量； $P_D(t)$ 为时段 t 对应的负荷需求； $P_{\text{loss}}(t)$ 为时段 t 对应的网损； $P_{G_j}^k(t)$ 为在 t 时第 j 台机组对应第 k 次的优化结果。在上述所确定罚系数的基础上构建罚函数，如式(21)所示。

$$f_{ai}(k) = \mu_i(k) \cdot e_i^2(k) \quad (21)$$

这种方式在种群进化早期 μ 取值较小，使得适应度函数中总成本 f 在目标函数中所占比例较大，可以加快收敛速度；在算法后期，随着 μ 的增大，适应度函数中含等式约束偏差量部分的目标值会变差，从而得到既满足惩罚函数要求，又具有最小 f 值的解。

3 算例仿真结果分析

3.1 算例与参数

以某地方的小型系统为例，考虑环境成本，忽略网损；各时段旋转备用容量 $S_D(t)$ 取此时负荷需求的 5%。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 $\omega_{\max}=0.9$ ， $\omega_{\min}=0.4$ ；最大迭代次数为 200 次；初始惩罚系数 μ 取 100；各发电机的基本参数如表 1 所示；二氧化碳排放参数如表 2 所示；二氧化硫排放参数如表 3 所示；氮氧化物排放参数如表 4 所示；该地方夏季典型日负荷需求如表 5 所示；按电力行业排放标准设定各类污染气体单位排放量的环境价值与相应罚款如表 6 所示。

3.2 仿真结果分析

针对上述案例分别采用标准粒子群算法 (PSO)、模糊自修正粒子群算法 (FSPSO) 以及引入自调节罚系数后的 FSPSO 进行优化求解。

表 1 发电机基本参数

Table 1 Basic parameters of generator

发电机	α	β	γ	$P_{G\max}/kW$	$P_{G\min}/kW$
G ₁	556.799 7	18.54	0.01	60	5
G ₂	451.325 1	16.159	0.016	80	8
G ₃	1 049.998	40.396	0.028	120	12
G ₄	1 243.53	38.306	0.036	150	15

表 2 CO₂ 排放参数

Table 2 CO₂ emissions parameters

发电机	a_C	b_C	c_C	ε_C	λ_C
G ₁	14.32	-19.51	22.91	0	0
G ₂	8.95	-21.17	19.96	0	0
G ₃	15.16	-18.03	16.14	0	0
G ₄	18.11	-12.2	12.17	0	0

表 3 SO₂ 排放参数

Table 3 SO₂ emissions parameters

发电机	a_S	b_S	c_S	ε_S	λ_S
G ₁	1.23	-1.72	1.95	0.006	2.95
G ₂	0.76	-1.87	1.75	0.015	3.57
G ₃	1.32	-1.63	1.47	0.000 03	7.5
G ₄	1.65	-1.14	1.12	0.062	2.41

表 4 NO_x 排放参数

Table 4 NO_x emissions parameters

发电机	a_N	b_N	c_N	ε_N	λ_N
G ₁	4.09	-5.54	6.49	0.000 2	2.86
G ₂	2.54	-6.05	5.64	0.000 5	3.33
G ₃	4.26	-5.09	4.57	0.000 01	8.0
G ₄	5.33	-3.55	3.38	0.002	2.0

表 5 各时段负荷需求

Table 5 Each period load demand

时段	负荷/kW	时段	负荷/kW
0	125.8	12	245.1
1	118.9	13	320.8
2	100.5	14	360.4
3	85.6	15	358.5
4	67.4	16	346.3
5	76.6	17	312.6
6	82.9	18	265.3
7	104.1	19	242.7
8	135.2	20	213.4
9	168.5	21	204.1
10	184.2	22	189.4
11	205.2	23	165.2

表 6 电力行业污染气体排放标准

Table 6 Pollution emission standards of electric industry

指标	CO ₂	SO ₂	NO _x
环境价值(\$/kg)	0.002 875	0.75	1.00
排放罚款(\$/kg)	0.001 25	0.125	0.25

1) 算法收敛特性对比分析

为了对比明显, 选取负荷需求最大的时段(即时段 14)进行对比分析, 三者优化过程对比如图 1 所示。

从图 1 中可以看出: PSO 过早地收敛于一个局部极值, 而 FSPSO 则能搜索到更好的目标值。这是因为 PSO 没有结合粒子自身性能区分赋予惯性权重取值, 而是采用统一修正模式, 从而导致最优粒子出现过早收敛, 其他非优粒子也会随之陷入局部最优; 而 FSPSO 赋予了粒子自修正能力, 从而避免了过早收敛。引入自调节罚系数处理等式约束后, 在保证全局寻优能力的同时, 进一步加快了 FSPSO 的收敛速度。这是因为罚系数根据误差大小来自行调整, 加快了向更优目标迈进的步伐。

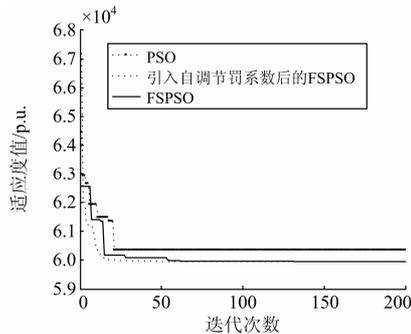


图 1 算法的收敛特性对比

Fig. 1 Comparison of algorithms convergent characteristics

2) 惯性权重修正对比分析

如图 2 所示, PSO 采用线性递减修正策略, 在每次寻优时所有粒子惯性权重的修正都采用统一模

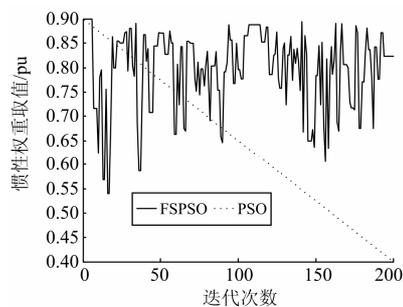


图 2 惯性权重修正过程对比

Fig. 2 Process comparison of inertia weight correction

式, 没有结合粒子自身的特点, 这也就导致了 PSO 容易发生如图 1 所示的过早收敛现象; 而 FSPSO 充分考虑了粒子自身的性能, 根据每个粒子性能的实际情形来获取相应的惯性权重值, 进而充分发挥粒子的实际性能; 使粒子具备了自修正能力, 实现了真正意义上的动态修正惯性权重, 则有助于找的更好目标值。

3) 算法优化结果对比分析

在同等条件, 分别对各算法独立计算 50 次, 得到其优化结果分布图如图 3 所示。

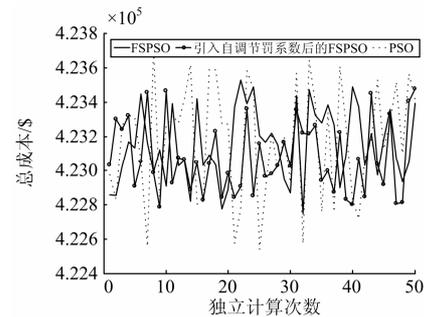


图 3 50 次独立计算结果分布

Fig. 3 Distribution of 50 times independent computing results

从图 3 中可以看出: FSPSO 优化结果的随机性明显小于 PSO 优化结果的随机性; 而引入动态罚函数前后的 FSPSO 优化结果的随机性基本相同。这是由于 FSPSO 充分发挥了粒子自身的调整能力, 进而得到了与之性能相当的惯性权重。对 50 次独立计算的结果取平均值, 可得到各自的总成本优化结果, 如表 7 所示。

表 7 50 次独立计算平均总成本

Table 7 Average total cost of 50 times independent computing

	PSO	FSPSO	自调节罚系数-DFAPSO
平均总成本\$	423 795.6	423 382.7	423 458.4

从表 7 中可以看出: FSPSO 所求得平均总体成本要比 PSO 所求得平均总成本小, 即更经济环保; 动态罚系数的引入对 FSPSO 优化结果的影响不大, 只是加快了其收敛速度。

4) 各时段总成与机组出力分配

采用 FSPSO 求解该系统环保经济负荷分配问题所得到的各时段总成本如图 4 所示, 各时段对应的机组出力配额如图 5 所示。从图 4 中可以看出, 不同时段负荷需求不同所产生花费也不同; 从图 5 中可以看出, 不同时段机组出力也不同。

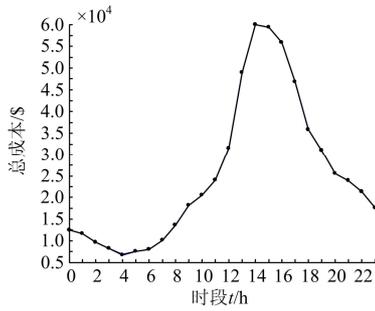


图 4 各时段成本曲线

Fig. 4 Cost curve of each period

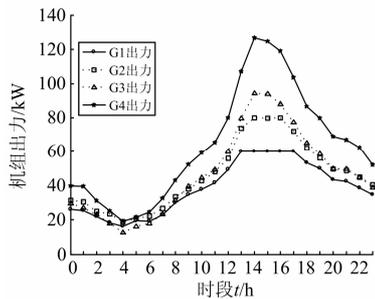


图 5 各时段机组出力情况

Fig. 5 Output of generating unit

4 结论

(1) 本文提出的模糊自修正粒子群算法 (FSPSO) 与标准粒子群算法 (PSO) 相比在寻优方面有了明显的改善。PSO 算法中的惯性权重修正 是把惯性权重作为全局变量, 对同一代粒子使用相 同的惯性权重, 没有结合粒子自身特性; 而 FSPSO 算法运用模糊推理机建立了粒子适应度值隶属度函 数, 以各粒子本次寻优所得到的适应度隶属度函数 值来确定自身下次寻优时对应的惯性权重值。

(2) FSPSO 算法充分利用粒子每次搜索得到的 最新信息来完善自身性能; 赋予了粒子自修正调节 能力, 根据不同的适应度隶属度函数值赋予不同的 惯性权重, 这也增强了种群多样性; 提高了全局搜 索以及避免陷入局部最优的能力。算例分析结果也 体现了该算法的优越性和有效性。

(3) 在 FSPSO 算法的基础上, 针对电力系统环 保负荷分配问题, 引入自调节罚系数来处理功率平 衡等式约束, 在保证全局搜索能力的同时加快了收 敛速度, 进一步凸显了该算法的优势。此外, 算例 仿真结果也表明: 自调节罚系数的引入几乎对 FSPSO 算法优化结果没有影响, 这也就保证该算法 优化结果的精确性。

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 Ke-jun, YUAN Yue, SHI Xiao-dan, et al. Environmental benefits analysis of distributed generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(29): 11-15.

[2] 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 Jian-tao, FANG Shi-yong, et al. Improved chaotic particle swarm optimization algorithm and its application in economic lode dispatch[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2012, 24(4): 19-23.

[3] 侯云鹤, 鲁丽娟, 程时杰, 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 Yun-he, LU Li-juan, CHENG Shi-jie, 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.

[4] 周晖, 周任军, 谈顺涛, 等. 用于无功电压综合控制的改进粒子群优化算法[J]. 电网技术, 2004, 28(13): 45-49.
ZHOU Hui, ZHOU Ren-jun, TAN Shun-tao, et al. Application of improved particle swarm optimization to integrated control of voltage and reactive power[J]. Power System Technology, 2004, 28(13): 45-49.

[5] 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(7): 8-13.
ZHANG Xue-wen, LI Yan-jun. Self-adjusted particle swam optimization algorithm based economic load disph of power system[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 8-13.

[6] SHI Y, EBERHART R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C] // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2001: 101-106.

[7] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE, 1998: 69-73.

[8] 张选平, 杜玉平, 秦国强, 等. 一种动态改变惯性权的

- 自适应粒子群算法[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(10): 1039-1042.
- ZHANG Xuan-ping, DU Yu-ping, QIN Guo-qiang, et al. Adaptive particle swarm algorithm with dynamically changing inertia weight[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39(10): 1039-1042.
- [9] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-56.
- CHEN Gui-min, JIA Jian-yuan, HAN Qi. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(1): 53-56.
- [10] 李刚, 程春田, 曾筠, 等. 改进等微增率算法求解火电负荷分配问题的实用化研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(2): 72-76.
- LI Gang, CHENG Chun-tian, ZENG Jun, et al. Practical study and application of thermal load distribution solved by improved equalincremental principle[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(2): 72-76.
- [11] 修春波, 陆丽芬. 改进的混沌优化算法及其在电力系统负荷分配中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 109-114.
- XIU Chun-bo, LU Li-fen. Chaos optimization algorithm and its application in economic load dispatch on power system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 109-114.
- [12] 王剑, 刘天琪, 刘学平. 基于优先级排序和内点法的机组优化组合[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(13): 55-60.
- WANG Jian, LIU Tian-qi, LIU Xue-ping. Unit commitment optimization based on priority list and interior point methods[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(13): 55-60.
- [13] 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 Ren-jun, RAN Xiao-hong, MAO Fa-long, et al. Energy-saving coordinated optimal dispatch of distributed combined cool, heat and power supply[J]. Power System Technology, 2012, 36(6): 8-14.
- [14] 陈海良, 郭瑞鹏. 基于改进离散粒子群算法的电力系统机组组合问题[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 94-99.
- CHEN Hai-liang, GUO Rui-peng. Unit commitment based on improved discrete particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2011, 35(7): 94-99.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995, 4: 1942-1948.
- [16] 周孝法, 陈陈, 杨帆, 等. 基于自适应混沌粒子群优化算法的多馈入直流输电系统优化协调直流调制[J]. 电工技术学报, 2009, 24(4): 193-200.
- ZHOU Xiao-fa, CHEN Chen, YANG Fan, et al. Optimal coordinated HVDC modulation based on adaptive chaos particle swarm optimization algorithm in multi-infeed HVDC transmission system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(4): 193-200.
- [17] 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): 109-117.
- JIANG Yue-wen, CHEN Chong, WEN Bu-ying. Particle swarm research of stochastic simulation for unit commitment in wind farms integrated power system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(6): 109-117.
- [18] 袁晓辉, 苏安俊, 聂浩, 等. 面向启发式调整策略和粒子群优化的机组组合问题[J]. 电工技术学报, 2009, 24(12): 134-141.
- YUAN Xiao-hui, SU An-jun, NIE Hao, et al. Unit commitment problem based on PSO with heuristic-adjusted strategies[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(12): 134-141.
- [19] 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.
- [20] ETINENE E, 黄崇福, 阮达. 模糊集理论与近似推理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2004.
-
- 收稿日期: 2013-07-15; 修回日期: 2013-08-20
- 作者简介:
- 李绍金(1987-), 男, 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: lsjssga@163.com
- 周任军(1964-), 女, 博士, 教授, 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。