

# 电力系统机组启停优化问题的 改进 DPSO 算法

娄素华, 余欣梅, 熊信良, 吴耀武

(华中科技大学电气工程学院, 湖北省 武汉市 430074)

## UNIT COMMITMENT USING IMPROVED DISCRETE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM

LOU Su-hua, YU Xin-mei, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu

(College of Electrical and Electronics Engineering, Huazhong University of Science and  
Technology, Wuhan 430074, Hubei Province, China)

**ABSTRACT:** This paper presents a discrete binary particle swarm optimization (DPSO) method improved for solving unit commitment problem. The proposed method alters the updating rule of the particles position, introduces the No-hope/Re-hope criterion and heuristic pseudo-mutation mechanism to iterative process. As overcome the demerit of focusing on the local optimum and ensure state variables valid. The feasibility of the proposed method is demonstrated for two different systems, and it is compared with other methods. The results show that it is advantageous in terms of the solution quality and computation efficiency.

**KEY WORDS:** Electric power engineering; Power system; Unit commitment; Discrete particle swarm optimization; No-hope/Re-hope criterion; Pseudo-mutation mechanism

**摘要:** 该文从微粒群优化算法的原理和机组组合问题的特点出发, 提出了一种适合机组启停优化问题求解的改进的离散二进制微粒群优化算法(DPSO): 文中结合机组启停优化问题的特点, 采用改进的 DPSO 算法对机组的开停机状态进行优化组合, 利用随机的顺序投入法初始化原始种群, 将无希望/重希望准则引入搜索过程, 通过重新初始化机制与变异操作克服 DPSO 易于陷入局部最优的缺点, 并保证机组的开停状态组合满足单机约束和系统约束。保证搜索在问题的可行域进行。对 2 个算例系统的仿真计算及与其它方法的比较表明, 该算法在搜索精度和搜索速度方面均具有很大的优越性。此算法兼顾了收敛速度和收敛精度 2 个方面, 具有很好的适应性。这种寻优的方式不仅为机组启停优化问题带来了新的解决思路, 对于求解更广泛的组合优化问题亦具有普遍的意义。

**关键词:** 电力工程; 电力系统; 机组启停优化; 离散微粒群优化; 无希望/重希望原则; 拟变异机制

## 1 引言

电力系统机组启停优化就是根据负荷情况优化地选定各时段参加运行的机组, 是确定各机组在一个调度周期中各时段运行状态的优化问题, 其经济效益一般要远大于负荷经济分配的效益。机组启停优化问题是一个高维的、非凸的、离散的混合整数非线性优化问题, 当系统规模较大时, 在保证一定求解精度的情况下很难找出最优解。但由于它能够明显提高电力系统的运行效率, 带来巨大的经济效益, 人们一直在积极研究和探索各种算法来解决这个问题。

机组启停优化问题是一个典型的 NP 难约束问题, 解决此问题的优化方法一般分成两类: 常规优化算法(或称经典优化算法)和新型智能算法。常规优化方法指建立在数学优化理论上或调度经验基础上的一类算法, 包括优先顺序法<sup>[1]</sup> (priority list)、分支定界法(branch- and-bound, BB)<sup>[2]</sup>、动态规划法(Dynamic Programming, DP)<sup>[3]</sup>、拉格朗日松弛法(Lagrangian Relaxation, LR)<sup>[4]</sup>等。优先顺序法按某种经济指标顺序投切机组, 计算速度快, 占用内存少, 但常常找不到最优解; 分支定界法和动态规划法理论上可以得到最优解, 但前者使用复杂, 后者遇到高维问题则容易陷入维数灾; 拉格朗日松弛法利用对偶原理解决整数规划问题, 有效克服维数障碍,

但对偶间隙的存在使构造原问题的可行解成为难点。因此，用传统规划方法进行机组启停优化问题的精确求解是十分困难的。近年来，以遗传算法 (Genetic Algorithms, GA)<sup>[5-6]</sup> 为代表的人工智能和演化计算技术飞速发展，为解决这类 NP 难约束的组合优化问题提供了新的途径，已应用于机组启停优化问题的这类算法包括人工神经网络<sup>[7-8]</sup> (Neural Network, ANN)、模拟退火算法<sup>[9]</sup> (Simulated Annealing, SA)、蚁群算法<sup>[10]</sup> (Ant Colony Optimization, ACO)、混沌优化<sup>[11]</sup> (Chaotic optimization, CO) 等。

微粒群优化算法<sup>[12]</sup> (Particle Swarm Optimization, PSO) 是受到人工生命研究的启发，由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的。PSO 算法是一类随机全局搜索技术，通过微粒个体对历史信息和社会信息的共享发现复杂搜索空间中的最优区域，由于算法本身具有概念简单，收敛迅速等特点，在一些领域得到了广泛的应用<sup>[13-15]</sup>。

本文采用一种改进离散微粒群优化算法 (Discrete Particle Swarm Optimization, DPSO)<sup>[16]</sup> 来解决考虑多种约束条件的机组启停优化问题。文中结合机组启停优化问题的特点，采用改进的 DPSO 算法对机组的开停机状态进行优化组合，利用随机的顺序投入法初始化原始种群，将无希望/重希望准则引入搜索过程，通过重新初始化机制与变异操作克服 DPSO 易陷入局部最优的缺点，并保证机组的开停状态组合满足单机约束和系统约束。对 2 个算例系统的仿真结果表明，该算法在搜索精度和搜索速度方面均具有很大的优越性。

## 2 离散的粒子群优化算法

### 2.1 连续 PSO 算法原理

PSO 算法是一种基于群体行为的演化计算方法，根据对环境的适应度将群体中的个体移动到好的区域，群体中的个体被看作是  $D$  维搜索空间中没有体积的微粒(点)，在搜索空间以一定的速度飞行。飞行的速度根据自身的飞行经验以及对同伴飞行信息的共享进行调整。假若在  $D$  维搜索空间中， $m$  个微粒组成一个种群， $X_i$  表示第  $i$  个微粒的位置，记为  $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ； $V_i$  表示第  $i$  个微粒的速度，记为  $(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ；微粒个体经历的最好位置记为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ；整个种群经历的最好位置记为  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。则微粒的速度和位置根据如下方程变化<sup>[12]</sup>：

$$\begin{cases} v_{id}(k+1) = \omega \cdot v_{id}(k) + \text{rand}(0, c_1) \cdot \\ \quad [p_{id}(k) - x_{id}(k)] + \text{rand}(0, c_2) \cdot \\ \quad [p_{gd}(k) - x_{id}(k)] \\ x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\omega$  为惯性权重，表示微粒以前速度对当前速度的影响，可以根据具体问题的搜索特点进行调整，达到局部搜索和全局搜索能力的平衡； $c_1$  和  $c_2$  为加速常数，代表微粒飞向个体最优和群体最优的加速权值； $\text{rand}(0, c_1)$  和  $\text{rand}(0, c_2)$  分别产生在  $[0, c_1]$  和  $[0, c_2]$  范围均匀分布的随机数，下标  $d=1, \dots, D$ 。

除了上述 3 组参数，PSO 优化算法还包括最大速度  $V_{\max}$ ，其限制微粒飞行的速度，避免越过最优解所在的区域。

### 2.2 离散 PSO 算法原理

最早的 PSO 算法主要适用于连续实数空间的优化问题，随着 PSO 算法的发展，Kennedy 和 Eberhart 在连续版 PSO 算法的基础上又提出了离散版二进制的 DPSO 算法，此算法更适合离散空间的优化问题。

与连续的 PSO 相比，DPSO 算法不仅在编码方式上有所改变，更重要的是算法中的速度向量不再是位置变化率，而是作为微粒位置改变的概率。也就是说，微粒以某一概率  $v_{id}$  确定是 1 状态还是 0 状态实现在 1 值和 0 值之间的转换。DPSO 算法的微粒速度和位置的更新为<sup>[16]</sup>

$$\begin{cases} v_{id}(k+1) = \omega \cdot v_{id}(k) + \text{rand}(0, c_1) \cdot (p_{id}(k) - \\ \quad x_{id}(k)) + \text{rand}(0, c_2) \cdot [p_{gd}(k) - x_{id}(k)] \\ S(v_{id}(k+1)) = 1 / (1 + \exp(-v_{id}(k+1))) \\ x_{id}(k+1) = 1, \quad \text{若} [\text{rand}(\cdot) < S(v_{id}(k+1))] \\ x_{id}(k+1) = 0, \quad \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $S(\cdot)$  是约束转换函数， $\text{rand}(\cdot)$  是在  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机数。

连续版 PSO 有一个系统参数  $V_{\max}$ ，用于限制  $v_{id}$ 。在离散二进制版的 PSO 中， $V_{\max}$  仍被保留，表示为  $|v_{id}| \leq V_{\max}$ ，这个限制隐含着对一个对位  $x_{id}$  取 1 状态或 0 状态的概率极值限制。如果  $V_{\max} = 6.0$ ，经过转换函数  $S(v)$ ，概率变化范围为  $[0.0025, 0.9975]$ 。在离散的 PSO 中， $V_{\max}$  作为系统的一个参数，是针对种群收敛后进一步搜索能力所设置的一个约束，在某种意义上，它是控制位向量的最终变异率。在连续版的 PSO 中，较大的  $V_{\max}$  值会扩大微

粒的搜索范围,而在离散搜索空间中则相反,较小的 $V_{\max}$ 反而会导致较高的变异率,从而扩大搜索范围。

### 3 机组启停优化问题的数学模型

设系统调度期间的时段数为 $T$ ,系统中机组(或等效机组数)为 $N$ ,各时段系统总负荷为 $D_t$ ,则机组组合问题数学模型可描述为:

(1) 目标函数

$$\min_{u_{it}, P_{it}} F = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [u_{it} F_i(P_{it}) + S_{Ti} u_{it} (1 - u_{i,t-1}) + S_{Di} u_{i,t-1} (1 - u_{it})] \quad (3)$$

式中  $F_i(P_{it})$  为  $t$  时段  $i$  机组的运行费用;  $S_{Ti}$  和  $S_{Di}$  为  $i$  机组的启停费用,与启停时间的长短有关;  $u_{it}, u_{i,t-1}$  分别为  $i$  机组在时段  $t$  和  $t-1$  的状态,  $u_{it} = 1$  为运行状态,  $u_{it} = 0$  为停运状态;  $P_{it}$  为机组  $i$  在时段  $t$  的出力。

(2) 机组组合的约束条件

$$\sum_{i=1}^N U_{it} P_{it} = D_t + P_{Lt} \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^N U_{it} P_{i\max} \geq D_t + P_{Lt} + R_t \quad (5)$$

$$P_{i\min} \leq P_{it} \leq P_{i\max} \quad (6)$$

$$-R_{DRi} \leq P_{it} - P_{i,t-1} \leq R_{URi} \quad (7)$$

$$\varphi_1(u_{it}, M_{Ui}) \geq 0; \varphi_2(u_{it}, M_{Di}) \geq 0 \quad (8)$$

式中  $D_t$ 、 $P_{Lt}$ 、 $R_t$  分别为时段  $t$  系统的总负荷、网损和备用;  $P_{i\max}$  和  $P_{i\min}$  为  $i$  机组的出力上、下限;  $R_{URi}$  和  $R_{DRi}$  分别为机组  $i$  的升、降功率响应速度约束;  $\varphi_1(\cdot)$ 、 $\varphi_2(\cdot)$  分别为最小运行、停运时间约束函数,  $M_{Ui}$ 、 $M_{Di}$  则为机组  $i$  的最小运行和最小停运时间。

机组的运行费用模型采用发电功率的二次函数表示,即

$$F_i(P_{it}) = a_i P_{it}^2 + b_i P_{it} + C_i \quad (9)$$

式中  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$  为常数。

对网损可作常数处理或用  $B$  系数法计算,作常数时按总负荷的一定比例考虑。同时,更详细的模型应包括运行周期允许启停次数约束、线路潮流限制、分区功率平衡、机组的燃料限制和随机停运的影响等。

## 4 改进的 DPSO 算法求解机组启停优化问题

### 4.1 问题的提出

基于机组启停优化是一个离散的混合整数非线性优化的问题,可将其分解成 2 个子问题,即机组组合问题和负荷经济分配(ED)问题,并应用改进的 DPSO 算法与基于等微增率原理的经典 Lagrangian 乘子法的组合来解决机组启停优化问题,即先采用改进的 DPSO 优化算法给出调度周期机组的状态组合,然后根据等微增率原理利用 Lagrangian 乘子法求解负荷经济分配。对于机组启停优化中的约束条件,则可根据其难易程度进行分类处理。其中,式(4)和(5)的约束可在机组组合的编码中实现;式(6)和(7)可在经济负荷分配子问题中利用 K-T 最优性条件处理;针对式(8)的约束,本文引入一个启发式的拟变异机制对优化搜索过程进行干预。

### 4.2 改进的 DPSO 算法

#### 4.2.1 算法搜索规则

在 DPSO 中,用一个  $N \times T$  的矩阵代表种群中的一个个体;用矩阵的行表示某个机组在整个调度周期  $T$  个时段的开停机状态,行向量必须满足机组最小开停机时间的约束,可以计算机组的启停费用;矩阵的列向量表示调度周期某一时段所有机组的组合状态,可以求解经济负荷分配并计算生产成本。

在迭代寻优的过程中,种群中的微粒如果按照式(2)更新自己的速度和位置,极易由可行解域进入不可行解域,为了防止微粒群体频繁进入不可行解域,避免迭代发散,对 DPSO 寻优规则进行了改进。在改进后的 DPSO 算法中,微粒速度和位置更新公式为

$$\begin{cases} v_{id}(k+1) = \omega \cdot v_{id}(k) + \text{rand}(0, c_1) \cdot (p_{id}(k) - x_{id}(k)) + \text{rand}(0, c_2) \cdot (p_{gd}(k) - x_{id}(k)) \\ S(v_{id}(k+1)) = 1 / (1 + \exp(-v_{id}(k+1))) \\ (|v_{id}(k+1)| \leq \varepsilon) \quad x_{id}(k+1) = x_{id}(k) \\ x_{id}(k+1) = 1, \quad \text{若} [\text{rand}(\cdot) < S(v_{id}(k+1))] \\ x_{id}(k+1) = 0, \quad \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中  $\varepsilon$  为一个充分小的正实数。

从式(10)中可以看到,改进的 DPSO 算法在基本 DPSO 算法的微粒位置改变规则的基础上,加上了一个固定微粒飞行方向的约束。如果种群中微粒的位置向量在某一维度已经达到最优,就减小它的变化概率甚至设为零值,微粒位置向量的对应分量保持原来的状态不变,有效地规避了微粒群在问题

的可行域与不可行域之间的奇异摄动现象，提高了 DPSO 算法的搜索效率。从另外的角度讲，改进后的 DPSO 算法实质上就是适当减小算法本身隐含的种群个体随机变迁行为能力。

#### 4.2.2 无希望/重希望准则(No-hope/Re-hope Criterion)

PSO 算法及其各种变体具有收敛迅速的优点，同时它也伴随着易于陷入局部最优的缺点<sup>[12-16]</sup>。为了克服局部优化点的束缚，增强全局搜索能力，本文将无希望/重希望准则引入 DPSO 算法中。

首先定义一个种群直径<sup>[17]</sup>的概念为

$$\theta(k) = \max_{(i,j) \in [1,N]^2} |x_i - x_j| \quad (11)$$

对于一个  $D$  维的搜索空间，每一维的搜索直径为

$$\theta_d(k) = \max_{(i,j) \in [1,N]^2} |x_{i,d} - x_{j,d}| \quad d=1,2,\dots,D \quad (12)$$

式中  $\theta(k)$  为种群在第  $k$  次迭代的直径； $x_i$  为种群中第  $i$  个个体的位置； $N$  为种群规模； $D$  为搜索空间的维数。

无希望/重希望准则为：通过计算种群的直径检验目前的种群是否有希望到达目标函数的最优解。在优化进程中，如果种群直径不为零，则表示此种群有希望，继续优化；如果直径已经等于或接近零，并且尚未求得最优解或准最优解，则表示此种群无希望，按照重新优化的比例  $r_{re\_init}$  或个数  $n_{re\_init}$  在最优解的临域重新初始化，得到一个新的种群，再继续优化过程。

#### 4.2.3 启发式“拟变异机制”

为了满足式(8)连续开停机最小时间的约束，本文在改进的 DPSO 算法中引入类似于二进制遗传算法的变异操作运算机制。由于引入这种机制的初衷是解决机组启停优化中最小开停机约束，而其实现的方式则与遗传算法的变异操作类似，所以称为“拟变异机制”。在离散 PSO 中，采用二进制编码，个体矩阵中 1 位表示 1 个时段的开停机状态，状态为 1 表示开机，状态为 0 表示停机。在这种个体表示方式下，启发式拟变异过程如下：

(1) 对于某个微粒个体，找到调度周期中机组的开停机变化时刻，即寻找行向量中 01 或 10 组合；

(2) 计算变化时刻前机组的连续开机（对于 10 组合）或停机（对于 01 组合）时间；

(3) 判断连续开停机时间是否大于最小开停机时间。若是，则用前者减去后者，结果称为冗余位记为  $L$ ；若不是，则  $L$  为 0，记录缺少的位数为  $M$ ，

先向前搜索，如果  $L$  不等于 0，用  $L$  补足，仍不满足，再向后搜索，补足位数。

从上面的过程可以看出，这种变异并不是随意的，而是针对优化问题的特点设计的，所以又称其为启发式的拟变异机制。这种拟变异机制的引入有效地解决了连续开停状态数最小时间约束，同时又扩大了种群的搜索空间。在算法的实现过程中，启发式拟变异过程用拟变异率( $P_m$ )来控制。

#### 4.3 算法计算流程

改进的 DPSO 算法计算流程为：

(1) 读入机组和负荷参数，对机组按一定的经济性排队；

(2) 初始化原始种群。检验种群中个体是否为可行解，否则重新初始化。

(3) 进行负荷经济分配，计算种群中每个个体适应度；

(4) 找到种群中个体最优以及全局最优微粒。取个体当前适应度与其历史最优的适应度进行比较，取小者为个体极值  $pbest$ ，在整个种群中，找到  $pbest$  最小值，即为  $gbest$ 。

(5) 根据式(10)更新微粒的速度和位置；

(6) 判别是否经过了一定的迭代次数，是，执行启发式拟变异操作；

(7) 判别种群是否有希望？无，按照  $r_{re\_init}$  的比例重新初始化，生成新的种群；

(8) 判断是否到达最大迭代次数？否，转到流程(3)是，优化过程结束，最后一代的  $gbest$  即为最优解。

### 5 算例仿真与分析

#### 5.1 10 机系统计算结果及分析

本文分别以某 10 机系统<sup>[18]</sup>和 38 机系统<sup>[19]</sup>为例，验证了改进的 DPSO 算法的有效性。算例利用 C++ 语言对文中提出的算法在计算机 (PIV-1.6G) 进行了实现和分析，算法控制参数如下：惯性权重  $\omega=0.9\sim 0.4$ ，在迭代过程中均匀下降；加速因子  $c_1=c_2=2.0$ ；重新优化的比例  $r_{re\_init}=0.1$ ；拟变异率  $P_m=0.05$ ；种群的规模根据系统的大小有所区别，10 机系统  $P_{op\_size}=30$ ，38 系统  $P_{op\_size}=60$ 。

本文对 10 机 24 个负荷时段的系统进行了 10 次测算，发电机和各时段负荷数据见文献[18]，表 1 给出了求得的机组启停结果，表 2 给出了改进 DPSO 算法的计算结果及与其它算法的比较。

表 1 10 机系统的机组启停计划  
Tab. 1 Unit commitment schedule for 10 units system

机组	时 段																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
6	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

表 2 10 机系统算例结果对照表  
Tab. 2 Comparison of case results for 10 units system

计算指标	计算结果				
	GA <sup>[18]</sup>	Hopfield-SA <sup>[8]</sup>	GA-SA <sup>[8]</sup>	HPSO <sup>[19]</sup>	改进的 DPSO
总煤耗量 t 标煤	79807	79114.6	79318.3	81118.3	78967.9
CPU 运行 时间/s	—	26.1	23.4	33.2	2.7

注：—表示该文献中没有提供相应的数据。

用改进的 DPSO 算法求得的机组总发电成本为 78967.9 吨标煤，其中运行耗量为 78714.3 吨标煤，启动耗量为 253.6 吨标煤。与文献[18]中 GA 算法的计算结果相比，节约总发电成本 839.1 吨标煤；与文献[8]中 2 种组合算法相比，节约总发电成本分别为 146.7 吨标煤和 350.4 吨标煤；与文献[19]中的连续混合微粒群算法(HPSO)相比，节约总发电成本为 2150.4 吨标煤。在计算的速度方面，改进的 DPSO 算法所用的计算时间为 2.7s，相比前几种算法的搜索时间有一定的改进。

5.2 38 机系统计算结果及分析

为了验证本文算法处理复杂系统的能力，用 38 机 24 个负荷时段的系统进行了测试。此 38 机系统的机组特性参数差异较大，具体参数见文献[18]，负荷数据见表 3，机组启停结果见表 4。从表 4 中可以看出，对于较复杂的系统，由于机组组合的状态数随着机组数目的增大呈指数增长，寻优的时间亦急剧上升。为了解决维数灾的问题，文献[8]对 SA、GA 算法进行了改进，并提出了几种组合算法，加快了算法的收敛速度，但却在解的精度上有所损失。本文提出的改进的 DPSO 算法在保证解质量的前提下，提高了计算速度，在不到 1min 的时间内得到了问题的近似最优解。

表 3 38 机系统负荷数据  
Tab. 3 Load data for 38 units system

时段	负荷/MW	时段	负荷/MW	时段	负荷/MW
1	6750	9	7400	17	8250
2	6250	10	8300	18	7700
3	6200	11	8400	19	7250
4	6000	12	8400	20	7700
5	6000	13	7550	21	7600
6	6150	14	8500	22	7250
7	6400	15	8750	23	6900
8	6500	16	8750	24	6820

表 4 38 机系统算例结果对照表  
Tab. 4 Comparison of case results for 38 units system

计算指标	计 算 结 果			
	GA <sup>[18]</sup>	Hopfield-SA <sup>[8]</sup>	GA-SA <sup>[8]</sup>	改进的 DPSO
总费用 /M\$	195,219	195,240	197,420	195,220
CPU 运行 时间/s	460	81.2	143.7	58.2

5.3 算法收敛性分析

本文采用引入无希望/重希望准则和启发式拟变异机制的改进 DPSO 算法及一般的 DPSO 算法分别对 10 机系统进行了对比计算，图 1 给出了 2 种方法在优化过程中总发电费用的变化情况。从图 1 可以看出，一般的 DPSO 算法在优化初期收敛较快，但到 20 代左右就陷入到一个局部极小值，而改进的 DPSO 算法在迭代初期收敛速度与一般 DPSO 算法

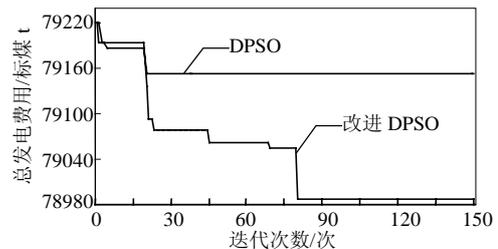


图 1 DPSO 算法和改进 DPSO 算优化收敛特性图  
Fig. 1 Comparison of convergency between DPSO and modified DPSO

相近, 但它在搜索过程中能够跳出局部最优解, 不断的向全局最优解逼近, 从而收敛到符合要求的准最优解, 提高了收敛精度。

## 6 结论

本文将改进的 DPSO 算法应用于带有复杂约束条件的 NP 难组合优化问题, 通过 2 个算例的计算, 表明此算法兼顾了收敛速度和收敛精度 2 个方面, 具有很好的适应性。改进的 DPSO 算法从寻优机制上讲, 亦属于进化优化, 在方法体系上同连续 PSO 一样, 都是基于群体进化; 但在种群的变化、更新方面是随机的而非确定性的, 即个体是以概率的形式进行优化位置的更新。从这种意义上看, 离散 PSO 算法不同于当前已知的任何进化算法。这种寻优的方式不仅为机组启停优化问题带来了新的解决思路, 对于求解更广泛的组合优化问题亦具有普遍的意义。

## 参考文献

- [1] Lee F N. The application of commitment utilization factor(CUF) to thermal unit commitment [J]. IEEE Trans on PWRs, 1991, 6(2): 691-698.
- [2] Khodaverdian E, Brameler A, Dunnett R M. Semi-rigorous thermal unit commitment for large scale electrical power system. Proceedings[J]. 1986, 133(4): 97-104.
- [3] Su C C, Hsu Y. Fuzzy Dynamic Programming: An application to unit commitment[J]. IEEE Transaction on power systems, 1991, 6(3): 1231-1237.
- [4] Virmani S, Imhof K, Mukhenjee S. Implementation of a lagrangian relaxation based unit commitment problem[J]. IEEE Trans on PWRs, 1989, 4 (4): 1373-1380.
- [5] David C Walters, Gerald B Sheble. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading [J]. IEEE Trans on PS, 1993,8(3): 1325-1332.
- [6] Kazarlis S A, Bakirtzis A G, Petridis V. A genetic algorithm solution to the unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on power system, 1996,11(1): 83-92.
- [7] Park J H, Kim Y S, Eom I K, *et al.* Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network [J]. IEEE Trans on PS, 1993,8(3): 1030-1036.
- [8] 吴金华, 吴耀武. 机组组合问题的扩展 Hopfield 神经网络算法[J]. 电力系统自动化, 2003,27(7): 41-44.  
Wu Jinhua, Wu Yaowu. Optimization of unit commitment by improved Hopfield neural networks algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003,27(7): 41-44.
- [9] Annakkage U D, Nummonda T, Pahalawaththa N C. Unit commitment by parallel simulated annealing[J]. IEE Proc-Gener, Transm and Distrib, 1995, 142(6): 595-600.
- [10] 侯云鹤, 熊信良, 吴耀武. 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. Economic dispatch of power systems based on generalized ant colony optimization method[J]. Proceedings of the CSEE, 2003,23(3): 59-64.
- [11] 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.
- [12] Kennedy J, Eberhart R. A new optimizer using particle swarm theory [C]. Proceeding sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, IEEE service center, Nagoya, Japan, 1995, 39-43.
- [13] 余欣梅, 李研, 熊信良, 等. 基于 PSO 考虑谐波影响的补偿电容器优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(2): 26-30.  
Yu Xinmei, Li Yan, Xiong Xinyin *et al.* Optimal shunt capacitor placement using particle swarm optimization algorithm with Harmonic distortion consideration[J]. Proceedings of the CSEE, 2003,23(2): 26-30.
- [14] Zwe-Lee Gaing. Discrete particle swarm optimization algorithm for unit commitment[C]. Power Engineering Society General Meeting, 2003, 1: 418-424.
- [15] 胡家声, 郭创新, 曹一家. 一种适合于电力系统机组组合问题的混合粒子群优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2004,24(4): 24-28.  
Hu Jiasheng, Guo Chuangxin, Cao Yijia. A hybrid particle swarm optimization method for unit commitment problem[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 24-28.
- [16] Kennedy J, Eberhart R. A discrete binary version of the particle swarm optimization, Proc IEEE Int Conf On Neural Networks[C]. Perth, Australia, 1997: 4104-4108.
- [17] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]. in proceeding of the Congress on Evolutionary Computation, IEEE Service Center, 1999, 1951-1957.
- [18] 蔡超豪, 蔡元宇. 机组优化组合的遗传算法[J]. 电网技术, 1997, 21(1): 44-47.  
Cai Chaohao, Cai Yuanyu. Optimization of unit commitment by genetic algorithm[J]. Power System Technology, 1997,21(1): 44-47.
- [19] Yang Hong-Tzer, Yang Pai-Chuan. A Parallel Genetic Algorithm Approach to Solving the Unit Commitment Problem: Implementation on the Transputer Networks. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(2): 661-668.

收稿日期: 2004-10-20。

作者简介:

娄素华(1974-), 女, 讲师, 博士研究生, 研究方向为电力系统运行分析与规划, 电力系统可靠性;

余欣梅(1978-), 女, 博士研究生, 研究方向为电力系统运行分析与规划;

吴耀武(1963-), 男, 副教授, 从事电力系统及其自动化方向科研和教学工作, 研究方向为电力系统运行分析与规划;

熊信良(1945-), 男, 教授, 从事电力系统及其自动化方向科研和教学工作, 研究方向为电力系统运行分析与规划及电力系统谐波分析。