基于 PSO - GA算法的电力系统机组组合研究

蒋秀洁[1],吴永华[2],杨敏[1]
(1. 三峡大学电气信息学院,湖北 宜昌 443002; 2. 孝昌县供电公司,湖北 孝昌 432900)

摘要: 机组组合优化问题是一个大规模、多约束、非线性的混合整数规划问题,因此求解非常困难。粒子群优化(PSO)算法是一类随机全局优化技术,它通过粒子间的相互作用发现复杂搜索空间中的最优区域。PSO算法的优势在于操作简单,可调参数少易于实现而又功能强大。该文采用二进制粒子群优化方法解决机组状态组合问题,用遗传算法结合启发式技术解决经济分配问题,并对最小开停机时间及启停费用进行了处理,使得运算速度大大加快。方法的可行性在 10台机组系统中检验。模拟结果表明文章所提出的算法具有收敛速度快及解的质量高等优点。

关键词: 机组组合; 电力系统; 离散粒子群优化算法; 遗传算法

中图分类号: TM715 **文献标识码**: A **文章编号**: 1003-4897(2006)05-0034-05

0 引言

机组组合问题是编制短期发电计划首先要解决的问题,合理的开停机方案将带来很大的经济效益,由于问题十分复杂,很难找出理论上的最优解,因为机组组合是高维、不可微、非凸、非线性的复杂混合整数规划问题。人们已经提出很多方法[1~7]解决这一问题。

粒子群优化算法 PSO(Particle Swarm Optimization)[8,9]于 1995年由美国两位博士提出,是一种基于群智能的演化计算方法,可用于求解大量非线性、不可微、非凸性、高维的复杂优化问题。PSO算法优化技术能在较短计算时间内产生高质量的解,比其它随机搜索方法具有更稳定的收敛特性。但其缺点是易陷于局部极小点,搜索精度不高。本文针对基本 PSO算法所存在的特点,结合机组组合优化问题的具体特点,将机组组合优化问题分为两层:机组状态组合问题和经济分配问题。采用离散二进制 PSO算法处理机组启、停约束及最小启停费用问题,同时,为了加快收敛速度及提高解的质量,运用 GA算法结合启发式技术进行负荷经济分配。并用 Matlab进行了仿真计算,算例表明了该算法的有效性和可行性。

1 数学模型

1.1 目标函数

机组优化组合的数学模型为:

$$\min F = \sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}\left(F_{it}(P_{it}) + S_{it}(1 - u_{it-1})\right)\cdot u_{it} \quad (1)$$

式中: u_{it}为机组 i在 t时段运行状态变量,仅取 0, 1两个值, $u_{it}=1$表示开机, $u_{it}=0$表示停机; P_{it}为机组 i在 t时段的发电有功功率; $F_{it}(P_{it})$为机组 i运行耗量, $F_{it}(P_{it}) = a_i + b_i P_{it} + c_i P_{it}^2$, a_i, b_i, c_i为运行特性参数; S_{it}为机组 i在 t时段的启动耗量,它由 $S_{it} = S_{0i} + S_{1i}(1 - e^{(-T_{it}^{OFF}/\tau_i)})$确定, S_{0i}表示汽轮机的启动耗量,一般为常数, S_{1i}为锅炉由完全冷却状态启动时的启动耗量, τ_i为锅炉冷却时间常数。

1.2 约束条件

a. 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N}(P_{it})\cdot u_{it} - P_{Dt} - P_L = 0 \quad (2)$$

式中: P_L为 t时段的系统网损。

b. 机组技术出力约束

$$P_i^{min} \le P_{it} \le P_i^{max} \quad (3)$$

式中: P_i^{min}、P_i^{max}分别为机组的出力最小、最大值。

c. 旋转备用约束

$$\sum_{i=1}^{N}(P_i^{max})\cdot u_{it} \ge P_{Dt} + P_{Rt} = 0 \quad (4)$$

式中: P_{Rt}为旋转备用功率。

d. 最小开停机时间

$$T_{it}^{ON} > MUT_i;\ T_{it}^{OFF} > MDT_i \quad (5)$$

式中: MUT_i, MDT_i分别为机组的最小连续运行时间和最小连续停运时间。

根据式(1),解决机组组合问题时首先确定机组开停机计划,这是一个可用二进制进化算法搜索可行解的整数规划问题;以及特殊时段所有机组的出力水平,同时,计划机组必须满足系统平衡,给定时段旋转备用需求和单机约束。

2　基本 PSO算法及二进制 PSO算法

2.1　基本 PSO算法原理

基于群体中的个体(如粒子)行为及数学抽象发展了 PSO 算法,算法采用速度—位置模型,即 PSO算法在允许范围内初始化为一群随机粒子(潜在解),每个粒子都有一个速度决定它们的飞行方向和距离,在每一次迭代中通过跟踪两个极值来更新自己:粒子本身迄今为止所找到的个体极值 P_{best_i} 和整个种群迄今为止所找到的全局极值 G_{best}。所有的粒子的优劣由被优化函数所决定的适应值来衡量。

设在一个 N 维的搜索空间,在 PSO优化算法中第 i个粒子的位置和速度可表示为 $\mathrm{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iN})$和 $\mathrm{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{iN})$,其中 $i = 1, 2, \cdots, m$, m 为群体规模;相应地,第 i个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $\mathrm{P}_{\mathrm{best}i} = (x_{i1\mathrm{best}}, x_{i2\mathrm{best}}, \cdots, x_{iN\mathrm{best}})$,整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $\mathrm{G}_{\mathrm{best}} = (x_{1\mathrm{best}}, x_{2\mathrm{best}}, \cdots, x_{N\mathrm{best}})$。利用这些信息,采用下面的公式对 PSO算法中第 i个粒子的速度和位置更新:

$$v_{\mathrm{id}}^{(k+1)} = w \cdot v_{\mathrm{id}}^{(k)} + c_1 \cdot rand() \cdot (p_{\mathrm{best_d}} - x_{\mathrm{id}}^{(k)}) + c_2 \cdot Rand() \cdot (g_{\mathrm{best_d}} - x_{\mathrm{id}}^{(k)}) \quad (6)$$

$$x_{\mathrm{id}}^{(k+1)} = x_{\mathrm{id}}^{k} + v_{\mathrm{id}}^{(k+1)} \quad (7)$$

式中:$v_{\mathrm{id}}^{(k)}$为粒子 i在迭代第 k次的速度,$V_{\mathrm{d}}^{\min} \le v_{\mathrm{id}}^{(k)} \le V_{\mathrm{d}}^{\max}$;$w$为权重因子;$c_j$为加速常数;$rand()$,$Rand()$是 0到 1之间的随机数;$x_{\mathrm{id}}^{(k)}$为个体 i在迭代第 k次当前位置;p_{best_i}为第 i个粒子的个体极值;g_{best}为全局极值。

经研究发现[10]:惯性权重 ω对优化性能有很大的影响,ω较大算法具有较强的全局搜索能力,ω较小则算法有利于局部搜索。因此提出自适应 PSO算法调整 ω的策略,如果让 ω随算法迭代的进行而线性的减少,将显著改善算法的收敛性能,设 $\omega_{\max}$为最大惯性权重,一般取为 0.9,$\omega_{\min}$为最小惯性权重,一般取 0.4,k为当前迭代次数,K为算法的总迭代次数,则 ω由下式迭代:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{K} \cdot k \quad (8)$$

将 ω设置为从 0.9到 0.4的线性下降,使得 PSO算法在开始时搜索较大的区域,较快地确定最优解的大致位置,随着 ω逐渐减小,粒子的速度减慢,开始精细的局部搜索。这种方法加快了收敛速度,提高了 PSO算法的性能。

2.2　离散二进制 PSO方法

在二进制 PSO方法[11]中,在概率上搜索轨迹以同等的二进制值(0或 1)替代位置的改变。所以,基本的 PSO和 BPSO主要不同是方程(9)取代方程(7)

$$\begin{aligned} &\text{if } (rand() < S(v_{\mathrm{id}}^{(k+1)})) \\ &\text{then } x_{\mathrm{id}}^{(k+1)} = 1 \\ &\text{else } x_{\mathrm{id}}^{(k+1)} = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

$S(v)$是一个 Sigmoid函数 $(S(v) = 1/(1 + e^{-v}))$,$rand()$并且是一个随机数,从 [0.0, 1.0]中选择。

3　改进 PSO算法和遗传算法结合的应用

传统的短期发电计划问题由两个优化子问题组成,即机组方案的确立问题和经济分配问题。本文应用二进制 PSO算法解决机组方案的确立,而用遗传算法解决负荷经济分配问题。联合解决实际电力系统中短期发电计划问题,得到一个有效且高质量的解。由于机组发电计划的控制变量不仅有表示机组状态的 u_{it},还有表示每一时段机组出力的 P_{it},即位置和速度变量中分别有两套参数,因此在采用 PSO算法时,位置变量为:$u = [u_{11}, u_{12}, \cdots, u_{1T}, \cdots, u_{N1}, \cdots, u_{NT}]$;在本文中应用 Matlab进行求解时,将 u用二维矩阵变量表示,其维数为 $N \times T$。在矩阵变量 u中,每台机组的状态(0或 1)为一个基因,每台机组在一个调度周期内的状态组成一条子链,假设系统有 N台机组,则 N条子链组成一个个体(粒子)。因此,一个粒子表示一个调度周期内所有机组状态,矩阵行向量表示一台机组在一个调度周期内 T个时段的状态,列向量表示每个时段 N台机组状态。如粒子群规模为 $Size$,则粒子群维数 $N \times T \times Size$。

相应地,其速度变量也用一个二维变量 V_u,维数为 $N \times T$。

在每次迭代中求得的 u_{it}^{k},首先利用式(4)以及式(10)进行检验:

$$\sum_{i=1}^{N} u_{it} (P_i^{\min}) \le P_{\mathrm{D}t} + P_{\mathrm{L}t} \quad t = 1, 2, \cdots, N \quad (10)$$

如果 u_{it}^{k}不满足上述条件,则得到的解一定为不可行解。

3.1　启发式技术结合遗传算法

GA(Genetic Algorithm)方法[12]是一种建立在自然选择原理和自然遗传机制上的迭代式自适应概率搜索方法。它模拟自然界中生物进化的发展规

律,在人工系统中实现特定目标的优化。遗传算法鲁棒性好,对目标函数没有特殊要求;从多个初始点开始,沿多条线路搜索,能以较大的概率找到系统的全局最优解。但其本质上仍属于随机优化算法,无法保证得到全局最优解;约束项的处理和算法参数的选择在很大程度上影响算法的效率;易陷入局部最优;算法计算量大,时间较长;为了克服其缺陷,本文采用启发式技术先将机组按照比耗量的大小进行初步排序,然后再用遗传算法进行搜索。

3.2 最小开停机时间及启停费用的处理

求解 UC问题的主要难点在于计算目标函数中的启停费用和处理最小开停机时间约束条件。

对于启停费用,由于水火电与前一时段的运行状态有关,在确定停机时间时,可以设定标志位予以监测。如从 1到 0(1表示开机,0表示停机)时,记录 1的标志位,在 0到 1时,同样记录 1的标志位,并且将它们相减,就得到停运时间,其他情况类推。

最小开停机时间约束与机组的前若干个时段的运行状态有关。搜索满足最小开停机时间约束条件的解非常耗费时间,如果将最小开停机时间作为一个小单元,相当于随机数的一个值,如最小开机时间为 5,时段为 24,将 5作为一个单元,则搜索单元为 [24/5] + rem(24/5)(rem 为求余运算)。大大降低了搜索时间,而且易满足约束。

3.3 对机组运行状态变量的处理

由于 PSO算法适用于连续变量,而机组状态变量是离散的,为了将 PSO运用于机组组合,在概率上,将搜索机组状态连续变量 [0,1]限制在 0,1两个概率上,机组状态的改变以二进制替代。即用式(9)取代方程(7),就可以处理离散变量的问题。在离散形式中,一个大的 Vu,将允许一个大的概率取 1,反之,则取 0。

3.4 适应度函数

在 GA算法中根据适应度函数值评价每个个体的优劣。因此,首先根据目标函数确定一个适应度函数,同时将系统功率平衡约束作为罚函数考虑其中。

定义适应度函数如下:

$$f_1 = \left[\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N} C_i(P_{it})\right] \cdot u_{it} + \gamma \cdot sign \quad (11)$$

式中:$C_i(P_{it})$ 是系统机组 i在 t时段发电费用,γ为罚函数系数,根据题目条件确定,$sign$为惩罚函数,由式(14)确定

$$sign = \begin{cases} 0 & \text{当} \left|\sum_{i=1}^{N}(P_{it}) \cdot u_{it} - P_{Dt} - P_L\right| \le 1 \\ \left(\sum_{i=1}^{N}(P_{it}) \cdot u_{it} - P_{Dt} - P_L\right)^2 & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

在 BPSO算法中,定义适应度函数如下:

评价函数主要用于在此问题领域内评价个体表现。最好的个体应该有总的发电费用的目标函数最小,并且也满足机组组合问题的系统约束。所以,在改进的 BPSO算法中,我们定义评价函数 f_2 如下所示:

$$f_2 = 1/F(C_{it}(x_l), S_{it}(x_l), u_{it}(x_l)) \quad (13)$$

式中:f_2 是个体 x_l的函数,当然,好的个体将产生好的评价值,并且使机组出力满足式(2)、(3)和(4)。

3.5 问题求解

本文采用 GA计算负荷经济分配,运用 PSO进行状态优化,其具体算法步骤如下:

a. 输入原始数据,包括粒子种群数 $Size$,迭代总次数 iterMax,交叉概率 P_c,变异概率 P_m,学习因子 c_1和 c_2,权重因子 w,输入各机组耗量特性参数,系统网络参数及各时段系统负荷;

b. 在解空间范围内随机产生 $Size$个粒子,在满足最小开停机约束以及旋转备用约束条件下,形成初始粒子群的位置 u'_{it}(i = 1, 2, …, N; t = 1, 2, …, T),并利用 GA进行经济分配,形成初始粒子群的 P_t,并且满足单机约束;

c. 根据式(13)计算各粒子的适应度值,并设个体极值初始值 $p_{best_j} = X_j$,比较初始粒子群的适应度函数值,将适应度值最好的个体设定为 g_{best},p_{best_j}为第 j个个体迄今为止机组状态最优的基因链;g_{best}为粒子群迄今为止机组状态适应度值最优的基因链;

d. 根据式(6)、(8)调整各粒子的位置 u_{it}和 w,并限制 $u^{min} < vu_j^{iter} < vu^{max}$,描述如下:

若 $vu_j^{iter+1} > vu^{max}$ 则 $vu_j^{iter+1} > vu^{max}$

若 $vu_j^{iter+1} < vu^{min}$ 则 $vu_j^{iter+1} > vu^{min}$

e. 并且运用式(9)对离散变量 u_{it}进行处理,u_{it}, P_t必须满足各种约束;

f. 根据式(11)计算各粒子的适应度值,将每个粒子的当前位置 u_j^{iter}的适应度值和该粒子以前最好位置 u_j^{iter}的适应度值 p_{best_j}相比较,如果当前位置适应度值优于 p_{best_j}的适应度值,则更新;再将各个粒子的适应度值 p_{best_j}(j = 1, 2, …, $Size$)与全局最优位置的适应度值 g_{best}进行比较,如适应度值大于 g_{best},则

更新;

g 如果迭代次数 $iter$达到最大迭代数 $iter_{Max}$,则转入 h,否则转入 c;

h 输出 g_{best},并且计算输出最优值下的 P_{it} (i = 1, 2, …, N; t = 1, 2, …, T)。

4 算例结果及分析

为了验证提出的改进 PSO和遗传算法的可行性和有效性,本文对具有 10机系统进行了计算,机组参数参考文献 [13]。取参数 $c1 = c2 = 2$, $w_{max} = 0.9$, $w_{min} = 0.4$,交叉概率 $P = 0.6$,粒子群规模 $Size = 30$,最大迭代次数 $Ma = 100$,计算周期分为 24个时段。根据文献 [14]选 1、2两台机组作为基荷机组。应用本文提出的进化方法求得最优机组组合方案及经济分配见表 1,运行费用为 $ 545 320。各台机组的启动费用如表 2所示,总的启动费用 $ 5 769.3,总发电费用为 $ 551 089.3。

表 1 最优机组组合方案及经济分配

Tab.1 Best unit commitment schedule and economic dispatch

Hour 小时	Unit Schedule 机组计划	Production Cost/$	Generation schedule/MW 功率计划
1	1100000000	13 683	455, 245, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
2	1100000000	14 554	455, 295, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
3	1100000000	16 302	455, 395, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
4	1110000000	18 720	455, 455, 40, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
5	1110000000	19 563	455, 455, 90, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
6	1111000000	21 923	455, 455, 130, 60, 0, 0, 0, 0, 0, 0
7	1111000000	22 766	455, 455, 130, 110, 0, 0, 0, 0, 0, 0
8	1111100000	24 150	455, 455, 130, 130, 30, 0, 0, 0, 0, 0
9	1111100000	26 184	455, 455, 130, 130, 130
10	1111110000	28 768	455, 455, 130, 130, 162
11	1111110010	30 752	455, 455, 130, 130, 162
12	1111110011	32 645	455, 455, 130, 130, 162
13	1111110000	28 768	455, 455, 130, 130, 162, 68, 0, 0, 0
14	1111100000	26 184	455, 455, 130, 130, 130
15	1111100000	24 150	455, 455, 130, 130, 30, 0, 0, 0, 0, 0
16	1110000001	21 090	455, 455, 130, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 10
17	1110000000	19 563	455, 455, 90, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
18	1111000000	21 923	455, 455, 130, 60, 0, 0, 0, 0, 0, 0
19	1111100000	24 150	455, 455, 130, 130, 30, 0, 0, 0, 0, 0
20	1111110000	28 768	455, 455, 130, 130, 162
21	1111100000	26 184	455, 455, 130, 130, 130
22	1111000000	21 923	455, 455, 130, 130, 60, 0, 0, 0, 0, 0
23	1100000000	17 178	455, 455, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
24	1100000000	15 427	455, 345, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0

表 2 各机组启动费用

Tab.2 Start-up cost of each unit

机组编号	启动费用 / $	机组编号	启动费用 / $
1	0	6	4 738
2	0	7	0
3	766.4	8	0
4	1 560.6	9	60
5	2 508.2	10	98

为了验证结果的有效性,经过多次计算,得到的数据如表 3所示。

表 3 短期发电计划费用

Tab.3 Cost of short-term generation scheduling

次数	$\sum F_{it}$	S	F
1	557 454	3 409	560 863
2	544 410	7 546.1	551 956
3	544 400	7 546.1	551 946
4	543 870	7 301.4	551 171
5	544 310	7 507.1	551 817
6	543 850	7 350.3	551 210
平均值	546 403	6 808	553 213

该方法与文献 [13]利用 Lambda_iteration算法及文献 [15]利用改进粒子群优化算法所得到的发电费用 $ 565825和 $ 564162相比,其成本分别减少了 $ 13 374.0和 $ 10 949,即分别减少了 2.36%、1.98%,因此优化效果更好,而且精度更高。

并且通过多次模拟,表 3的数据说明所采用的方法是有效的,适应度函数 ($1/f_2$)收敛图如图 1所示,从图中可看出该算法的收敛性能也很稳定。

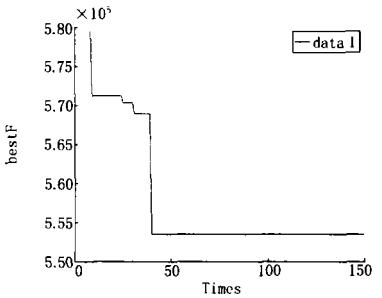

图 1 适应度函数值收敛曲线

Fig.1 Convergence tendency of the evaluation value

通过上面的图形及功率经济分配可看出,所提出的方法在一定程度上改进了文献 [13]所得到解的质量,但是以牺牲运行时间为代价。时间耗费主要用在功率分配的计算和 if…else判断上,如何减少功率分配的时间,将在很大程度上减少运行时间。这也是下一个阶段研究的重点。

5 结论

本文在研究 BPSO和 Lambida - iteration的基础上,根据电力系统短期发电计划的实际情况提出 BPSO和 GA结合。本文采用二进制粒子群优化方法解决机组状态组合问题,用遗传算法结合启发式技术解决经济分配问题,并对最小开停机时间及启停费用进行了处理,使得运算速度大大加快。并用 Matlab进行仿真计算。最后,将本文提出的方法应用于 10机系统,算例结果表明,与单纯用 GA或

PSO方法相比,本文提出的方法有很好的特性,包括高质量的优化解,稳定的收敛性以及有效的计算效率。

参考文献:

[1] Wang S J, Shahidehpour S M, Kirschen D S. Short-term Generation Scheduling with Transmission and Environmental Constraints Using an Augmented Lagrangian Relaxation [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1995, 10 (3): 1294-1301.

[2] 韦柳涛,等. 启发式遗传基因算法及其在电力系统中机组组合优化的应用 [J]. 中国电机工程学报, 1994, 14 (2): 67-71.
WEI Liu-tao, et al. A New Heuristic Genetic Algorithm and Its Application in Solution of the Unit Commitment [J]. Proceedings of the CSEE, 1994, 14 (2): 67-71.

[3] Snyder W L, Powell J H D. Dynamic Programming Approach to Unit Commitment [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1987, 2 (2): 339-350.

[4] Zhang F, Galiana F D. Unit Commitment by Simulated Annealing [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1986, 1 (1): 41-47.

[5] 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 Chao-hao, CAI Yuan-yu. Optimization of Unit Commitment by Genetic Algorithm [J]. Power System Technology, 1997, 21 (1): 44-47.

[6] Walsh M P, O'Malley M J. Augmented Hopfield Network for Unit Commitment and Economic Dispatch [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12 (4): 1765-1774.

[7] 田澎,王浣尘,张冬茉. 一类随机 Tabu 搜索策略及其全局收敛性研究 [J]. 上海交通大学学报, 1996, 30 (2): 147-151.
TIAN Peng, WANG Huan-chen, ZHANG Dong-mo. A Stochastic Tabu Search Stochastic Tabu Search Strategy and Study on Its Global Convergence [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 1996, 30 (2): 147-151.

[8] Kennedy J, Eberhart R. Partcle Swarm Optimization [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network. Perth (Australia): 1995. 1942-1948.

[9] SHI Yu-hui, Eberhart R C. A Modified Swarm Optimizer [A]. IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE. 1998. 63-73.

[10] Clerc M, Kennedy J. The Particle Swarm Explosion Stability and Convergence in a Multidimensional Complex Space [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6 (1): 58-73.

[11] Eberthart R, Kennedy J. Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Orlando (USA): 1997. 4104-4108.

[12] 刘勇,康立山,陈毓屏. 非数值并行算法 (第一册) ——遗传算法 [M]. 北京:科学出版社, 1995.
LIU Yong, KANG Li-shan, CHEN Yu-ping. Non-numerical Parallel Algorithm——Genetic Algorithm [M]. Beijing: Science Press, 1995.

[13] Gaing Zwe-lee. Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Unit Commitment [J]. IEEE, 2003: 418-424.

[14] 杨俊杰,周建中,刘 芳. 快速求解大规模机组组合问题的启发式算法 [J]. 华北电力大学学报, 2005, 32 (1): 51-53.
YANG Jun-jie, ZHOU Jian-zhong, LIU Fang. A Fast Solution Technique for Large Unit Commitment Problem Using Heuristic Algorithm [J]. Journal of North China Electric Power University, 2005, 32 (1): 51-53.

[15] 赵波,曹一家. 电力系统机组组合问题的改进粒子群优化算法 [J]. 电网技术, 2004, 28 (21): 6-10.
ZHAO Bo, CAO Yi-jia. An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Power System Unit Commitment [J]. Power System Technology, 2004, 28 (21): 6-10.

收稿日期: 2005-07-11; **修回日期**: 2005-10-25

作者简介:

蒋秀洁 (1972 -),女,讲师,研究方向为电力系统规划方法、配电网自动化及其应用研究。E-mail: jxiujie@ctgu.edu.cn

PSO-GA algorithms for unit commitment of power system

JIANG Xiu-jie[1], WU Yong-hua[2], YANG Min[1]

(1. College of Electrical Engineering & Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2. Xiaochang Power Supply Company, Xiaochang 432900, China)

Abstract: Unit commitment (UC) is a large scale, multi-constraints and non-linear hybrid integer programming problems. Particle swarm optimization is a stochastic global optimization technique. It finds optimal regions of complex search spaces through the interaction of individuals in a population of particles. Particle swarm optimization has become the hotspot of evolutionary computation because of its simpleness for implementation, excellent performance and few parameters need to be tuned. The start-up of unit can be solved by the BPSO method, and the economic dispatch (ED) problem can be solved by the GA algorithm uniting heuristic method for the minimization of the production cost. At the same time, the paper proposes a new method on transition and minimum up/down time. The feasibility of the proposed method is demonstrated for 10 unit systems. The simulation results show that the proposed method possesses high convergence speed and high quality solutions.

Key words: unit commitment; power system; discrete particle swarm optimization algorithms; genetic algorithms