粒子群优化算法及其在机组优化组合中应用

张振宇,葛少云,刘自发
(天津大学 电气与自动化工程学院,天津 300072)

摘要: 应用粒子群优化(PSO)算法对电力系统的机组优化组合问题进行研究,介绍了算法原理,分析了算法中各个参数的不同取值对算法搜索能力和收敛速度的影响,并以常用的测试函数进行验证,建立了相应的数学模型,并以 IEEE 3 机 6 节点电力系统为实例进行研究。分析结果表明,PSO 算法较之常用的遗传算法和混沌优化等算法,在算法结构、计算时间、搜索区间控制以及收敛速度等方面具有较好的特性,验证了该方法的有效性。

关键词: 粒子群优化; 智能优化算法; 机组组合优化
中图分类号: TM 744 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-6047(2006)05-0028-04

0 引言

机组优化组合是电力系统中一个典型的优化问题,恰当地在机组间分配负荷可以带来巨大的经济效益。当前电网自动化以及能量管理系统(EMS)的投入使得对机组优化组合的求解速度和精度的要求越来越高。大部分传统算法要求耗量特性曲线是线性的或者是分段线性的,但实际发电机组的输入输出特性并不是严格的线性关系(如考虑阀点效应),于是通过某种近似而求得的解必然是不精确的。近年来,研究人员也尝试采用遗传算法(genetic algorithm)或者混沌优化算法(chaotic optimization algorithm)解决这一问题,但这些算法在算法结构、计算时间和精度等方面仍然存在许多不足。

粒子群优化(PSO)算法是近年来刚刚发展起来的一种新的智能优化算法。PSO 算法较之遗传算法和混沌优化算法,概念简单,容易实现。近几年,PSO 算法得到了广泛的重视和发展,并在一些领域得以应用,如电力系统补偿电容器的优化配置以及电厂和电网经济运行的各种优化问题。本文将 PSO 算法引入电力系统的机组优化组合问题,并将结果与遗传算法和混沌优化算法进行了比较。

1 PSO 算法原理

基于群体中个体行为的 PSO 算法,最初是为了在二维几何空间图形中优化模拟鸟群不可预测的运动。PSO 算法应用于优化问题的解决,之后又被推广到 N 维空间。优化过程中,鸟群中的鸟被抽象为没有质量和体积的微粒,这些微粒在搜索空间中以一定的速度飞行,同时它也根据来自本身和同伴的飞行经验对自身的速度进行动态调整。PSO 算法也是按照一个规则迭代进而寻到最优解的,但其与遗传算法不同的是,PSO 算法并不依赖定义好的算子,而只遵循一个公式。这也就使得 PSO 算法概念更简单,更易于实现。

对于某一具体的优化问题,群体中每个粒子都有 2 个描述它状态的运动的矢量,比如第 i 个粒子在 N 维空间中,有表示位置的矢量 $\boldsymbol{X}_i=(x_1,x_2,\cdots,x_N)$ 以及表示其飞行速度的矢量 $\boldsymbol{v}_i=(v_1,v_2,\cdots,v_N)$,同时每个粒子又具有一个由优化目标函数决定的适应值;表示其自身飞行经验的是其到目前为止的最好位置 $\boldsymbol{P}_{\text{best}}$ 和它现在的位置 $\boldsymbol{X}_i$,表示同伴飞行经验的是到目前为止整个群体中所有粒子所达到的最好位置 $\boldsymbol{G}_{\text{best}}$($\boldsymbol{P}_{\text{best}}$ 中的最好值)。每个粒子即时地改变自己的位置,改变的过程受以下因素控制:

a. 粒子当前的位置;

b. 粒子当前的速度;

c. 粒子当前位置与其自身最好位置之间的距离;

d. 粒子当前位置与群体中所有粒子的最好位置之间的距离。

1.1 基本算法及参数分析

PSO 算法迭代所基于的公式如下:

$$\boldsymbol{v}_i^{k+1}=\omega\boldsymbol{v}_i^k+c_1r\times(\boldsymbol{P}_{\text{best}i}-\boldsymbol{s}_i^k)+c_2r\times(\boldsymbol{G}_{\text{best}}-\boldsymbol{s}_i^k) \quad (1)$$

式中 $\boldsymbol{v}_i^k$ 是粒子 i 在第 k 次迭代中的即时速度;$\boldsymbol{v}_i^{k+1}$ 是粒子 i 经过迭代以后的速度;$\boldsymbol{s}_i^k$ 是粒子 i 在第 k 次迭代中的即时位置;$\boldsymbol{P}_{\text{best}i}$ 是粒子 i 所对应的 $\boldsymbol{P}_{\text{best}}$;$\omega$ 是惯性权重函数;c_1,c_2 是权重因子;r 是 0,1 之间的随机数。

$$\boldsymbol{s}_i^{k+1}=\boldsymbol{s}_i^k+\boldsymbol{v}_i^{k+1} \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{s}_i^{k+1}$ 是粒子 i 经过迭代以后的位置。

收稿日期:2005-08-01;修回日期:2005-12-22

PSO 算法的基本流程可按如下描述进行。

a. 初始化所有粒子。设粒子种群规模为 N_S,在允许的范围内随机设置粒子的初始位置和速度,并且将每个粒子的原始位置设置为它的初始 $\boldsymbol{P}_{\text{best}}$ 和初始 $\boldsymbol{G}_{\text{best}}$。

b. 迭代。求出每个粒子的适应值(即目标函数值),并与 $\boldsymbol{P}_{\text{best}}$,$\boldsymbol{G}_{\text{best}}$ 比较,如果优于原有的 $\boldsymbol{P}_{\text{best}}$,$\boldsymbol{G}_{\text{best}}$,则用该适应值替代。然后,根据公式(1)(2)调整粒子的位置和速度。

c. 检查各变量是否溢出各自的取值范围。如果高于其上限值,或低于其下限值,则用相应的边界值替代。

d. 根据终止条件判定是否终止迭代。如果达到最大迭代次数或达到要求的最优解条件,则终止迭代;否则返回 **b** 继续迭代。

基本算法公式中有下列关键参数:惯性权重函数 ω,权重因子 c_1,c_2,以及最大迭代次数 $\lambda_{\max}$ 以及种群规模 N_S。其中,最主要的惯性权重函数 ω 为

$$\omega=\omega_{\max}-\frac{\omega_{\max}-\omega_{\min}}{\lambda_{\max}}\times\lambda \tag{3}$$

式中　$\omega_{\max}$,$\omega_{\min}$ 分别为 ω 的最大和最小允许值;λ,$\lambda_{\max}$ 分别代表当前和最大的迭代次数。

1.2　部分优化函数测试比较

用 PSO 算法对公式(4)~(6)所示的典型复杂函数进行优化,这些测试函数经常被研究人员选中进行优化测试。

$$F_1=100(x_1-x_2)+(1-x_1)^2 \qquad -2.048\leqslant x_i\leqslant 2.048 \tag{4}$$

$$F_2=\sum_{i=1}^{3}x_i^2 \qquad -5.12\leqslant x_i\leqslant 5.12 \tag{5}$$

$$F_3=[1+(x_1+x_2+1)^2(19-14x_1+3x_2^2-14x_2+6x_1x_2+3x_2^2)\times[30+(2x_1-3x_2)^2(18-32x_1+12x_1^2+48x_2-36x_1x_2+27x_2^2] \qquad -2\leqslant x_i\leqslant 2 \tag{6}$$

优化过程均为在其变量规定的取值范围内求其函数最大值;所得结果为所用时间或求解情况。所得优化时间,为每 10 次测量的平均值,而且是在相同配置的 PC 机上测试所得的。在本测试中,共选取了以下 3 种具体的测试条件。

a. 当初始种群中包含 40 个初始粒子,最大迭代次数为 100 次时,测试结果如表 1 所示。

表 1　在测试情形 a 下的测试结果

Tab.1 The test results at case **a**

s

参数条件	F_1	F_2	F_3	参数条件	F_1	F_2	F_3
D_1	0.287	0.317	0.319	D_4	0.283	0.336	0.307
D_2	0.289	0.342	0.317	D_5	局部最优	局部最优	局部最优
D_3	0.282	0.339	0.319				

注:D_1 时 $\omega=0.5$　$c_1=1.5$　$c_2=1.5$;D_2 时 $\omega=1.0$　$c_1=1.5$　$c_2=1.5$;D_3 时 $\omega=1.5$　$c_1=1.5$　$c_2=1.5$;D_4 时 $\omega=0.5$　$c_1=0$　$c_2=1.5$;D_5 时 $\omega=0.5$　$c_1=1.5$　$c_2=0$;表 2,3 同。

b. 当初始种群中包含 80 个初始粒子,最大迭代次数为 100 次时,测试结果如表 2 所示。

表 2　在测试情形 b 下的测试结果

Tab.2 The test results at case **b**

s

参数条件	F_1	F_2	F_3	参数条件	F_1	F_2	F_3
D_1	0.776	0.620	0.625	D_4	0.737	0.627	0.627
D_2	0.822	0.606	0.630	D_5	局部最优	局部最优	局部最优
D_3	0.756	0.633	0.625				

c. 当初始种群中包含 80 个初始粒子,最大迭代次数为 200 次时,测试结果如表 3 所示。

表 3　在测试情形 c 下的测试结果

Tab.3 The test results at case **c**

s

参数条件	F_1	F_2	F_3	参数条件	F_1	F_2	F_3
D_1	2.177	1.411	1.330	D_4	2.178	1.419	1.338
D_2	2.202	1.430	1.336	D_5	局部最优	局部最优	局部最优
D_3	2.109	1.419	1.325				

由表 1~3 可以验证如下结论。

a. 惯性权重函数 ω 对于 PSO 算法的收敛性和收敛速度都有很大影响。通常可以通过调节 ω 的值控制当前的迭代情况。通常 ω 越大,粒子的速度 $\boldsymbol{v}$ 就越大,这种情况下粒子可以搜索的空间就会越大;但是这样很容易错过当前解空间内更好的解。ω 越小,粒子的速度 $\boldsymbol{v}$ 也就越小,这样利于在当前解空间内搜索更好的解;但是可以搜索的空间就不会很大,依然可能错过更好的解。因此,在选取 ω 时,应该在兼顾全局搜索和局部搜索之间找到一个合理的值。一般情况下,在迭代开始时先将 ω 设置为 $\omega_{\max}$,这样,使用 PSO 算法开始优化时能搜索更大的空间,然后在迭代过程中逐步缩小 ω 直到 $\omega_{\min}$,这样就能在得到合适的种子以后,在后期的搜索中逐步将搜索空间收缩到一个较好的区域,然后再进行更细致的搜索。通常这样可以以一个相对合理的速度在较快时间内找到一个满意的解。但是,随着测试函数的不同,惯性权重函数 ω 的影响也有不同。当测试函数比较简单时,这种影响几乎可以忽略不计。

b. 权重因子 c_1,c_2 描述的是在调整粒子运动的过程中,粒子自身飞行经验和群体中其他粒子飞行经验所起作用的权重关系。如果 $c_1=0$,则就不存在粒子自身飞行经验,这种情况下收敛速度可能会很快,但对于复杂问题,会陷入局部最优的情况;如果 $c_2=0$,就不存在群体中其他粒子飞行经验,这样即便种群规模 N_S 再大,也只是一些单个的个体行为,缺乏相互联系,很难找到最优解。

2　PSO 算法在机组优化组合中的应用

电力系统中,火电厂机组优化组合是电力系统优化运行的一个重要方面。各个火电厂根据负荷预报,在满足电力生产平衡及启停限制等约束条件下,优化选定 1 个调度周期(24 h)内各时段参加运行的机组,决定机组启停时间和各机组在运行时的出力,使该周期内的总耗量(包括运行耗量和启动耗量)为最

小。火电厂机组优化组合问题是一个高维数、非凸、离散、非线性的优化问题，很难找到理论上的最优解。

机组的优化组合是编制发电厂短期发电计划首先要解决的问题，其经济效益一般要高于负荷经济分配的效益。机组优化组合的主要任务是在保证正常生产运作的条件下，节约发电所消耗的燃料费用。在不考虑水、火电协调问题和线路潮流约束情况下，同时将网损考虑在总负荷中，其数学模型为

$$\min F=\min\left[\sum_{i=1}^{N}F_i(P_i)\right] \tag{7}$$

式中 F 为系统发电的总费用；N 为系统内发电机的总数；P_i 为第 i 台发电机的有功功率；F_i 为第 i 台发电机的耗量。

一般的，F_i 可以用如下的二次函数近似描述：

$$F_i(P_i)=a_iP_i^2+b_iP_i+c_i \tag{8}$$

式中 a_i,b_i,c_i 为相应参数。

值得注意的是：在汽轮机进气阀突然开启时出现的拔丝现象会在机组耗量曲线上叠加一个脉动效果，产生阀点效应(valve point effect)。考虑阀点效应之后的耗量特性为

$$F_i(P_i)=a_iP_i^2+b_iP_i+c_i+E_i \tag{9}$$

$$E_i=\left|g_i\sin(h_i(P_i-P_i^{\min}))\right| \tag{10}$$

式中 E_i 为阀点效应所引起的耗量特性变化；g_i,h_i 为相应参数；$P_i^{\min}$ 为第 i 台发电机有功功率的下限。

研究表明，阀点效应对于最优分配的求解影响明显。

相应的约束条件中发电机运行约束，包括功率平衡约束、机组容量约束、起停约束、功率响应速度约束以及旋转备用约束。其中，发电机机组容量约束为最主要的内容。

$$P_i^{\min}\leqslant P_i\leqslant P_i^{\max}\qquad i=1,2,\cdots,N \tag{11}$$

式中 $P_i^{\min},P_i^{\max}$ 为发电机有功功率的上、下限；P_i 为第 i 台发电机的出力。

限于篇幅，本文忽略其他约束条件的影响。

3 算例与分析

以文献[3]中的3机6节点电力系统为例，各发电机的耗量特性常数、阀点效应常数以及有功功率上、下限如表4所示。

表4 发电机耗量特性曲线系数及有功功率极限

Tab.4 The coefficients of characteristic curve and active power limits of units

机组	a_i	b_i	c_i	g_i	h_i	$P_i^{\min}$/MW	$P_i^{\max}$/MW
1	0.001 56	7.92	561	300	0.031 5	100	600
2	0.001 94	7.85	310	200	0.042 0	100	400
3	0.004 82	7.97	78	150	0.063 0	50	200

PSO算法中的各参数分别取值为 $\omega=0.5$，$c_1=1.5$，$c_2=1.5$，$\lambda_{\max}=100$，$N_S=40$。

分别考虑以下2种情况：

a. 发电机承担的总负荷 $P_L=500$ MW；

b. 发电机承担的总负荷 $P_L=850$ MW。

以约束范围内的总费用 C 为目标函数的优化结果分别见表5，6。由于阀点效应使系统总消耗增加，而它的增加却是非线性的，使得各机组之间的负荷功率分配发生了较大变化，优化过程若不考虑阀点效应的影响，结果会很不准确，因此要考虑阀点效应。

表5 情形 **a** 的结果

Tab.5 The calculative results of case **a**

可行解	P_1/MW	P_2/MW	P_3/MW	$\sum P_i$/MW	C/$
PSO算法最优解	300.62	100.53	98.85	500.00	4 823.95
混沌优化算法最优解	299.41	100.70	99.90	500.01	4 868.53

表6 情形 **b** 的结果

Tab.6 The calculative results of case **b**

可行解	P_1/MW	P_2/MW	P_3/MW	$\sum P_i$/MW	C/$
PSO算法最优解	303.25	396.46	150.35	850.06	8 245.36
遗传算法最优解	300.26	399.99	149.75	850.00	8 242.22

比较表5，6内的数据可以发现：运用PSO算法所得结果几乎等价于，甚至优于运用其他2种已经开始被考虑应用于电力系统优化中的算法结果；并且在计算时间上大大优于其他2种算法。同时，也可以分析得出：虽然同为智能型优化算法，PSO算法具有遗传算法一些典型特点，如可以考虑目标函数的不连续性和非线性，并实现并行处理，提供多种可行解等。

此外，PSO算法还具有以下2点优势。

a. PSO算法更有可能跳出局部最优解。遗传算法是通过按某种概率接受较差解的方式跳出局部最优解的；较好一些的混沌优化方法的随机性和遍历性是建立在内在规律性基础之上，其搜索过程依照混沌自身运动规律能达到所属区间的所有点，即它的遍历性不需要外力作用；而PSO算法则不同，它可以通过调整部分系数的取值，控制群体飞行经验和个体飞行经验对单一个体的影响，从而能更好地跳出局部最优状态。

b. 达到某一精度要求，PSO算法较之混沌优化算法和遗传算法，具有较少的计算量和较快的求解速度。PSO算法结构简单，仅仅基于对某个固定规则进行反复迭代，因而容易实现。

4 结论

本文综合分析了PSO算法规则和算法特点，并分析了它在电力系统机组优化组合中的应用，发现

在电力系统机组优化组合中，PSO 算法与其他智能优化算法相比，优势主要表现在：

a. 算法结构简单，易于实现；

b. 可以通过调整控制群体飞行经验和个体飞行经验对单一个体的影响系数的取值，从而能更好地跳出局部最优状态；

c. 也可以通过调整系数的取值，实现扩大搜索区间或者加快收敛速度的目的；

d. 对于某一固定的精度要求，需要的计算量远小于其他常用的智能优化算法，表现为计算时间大大降低。

实际算例结果也验证了该方法的有效性。

参考文献：

[1] 柳焯. 最优化原理及其在电力系统中的应用 [M]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社，1988.

[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 Dian-pu. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. **Proceedings of the CSEE**，2000，20(10)：36-40.

[3] WALTERS D C，SHEBLE G B. Genetic algorithm solution of economic dispatch with value point loading[J]. **IEEE Trans on Power Systems**，1993，8(3)：1325-1331.

[4] KENNEY J，EBERHART R. Partical swarm optimization [C]//**Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks.** Perth，Australia：[s.n.]，1995：1942-1948.

[5] BAUER A，BULLNHEIMER B，HARTL R F，et al. A ant colony optimization approach for single machine total tardiness problem[C]//**Proceeding of the 1999 Congress on Evolutionary Computation.** Washington DC，USA：[s.n.]，1999：1445-1450.

[6] LASKARI E C，PARSOPOULOUS K E，VRAHATIS M N. Particle swarm optimization for minimax problems[J]. **IEEE Trans on Power Systems**，2002，17(6)：1576-1581.

[7] 侯云鹤，熊信艮，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 Yun-he，XIONG Xin-yin，WU Yao-wu，et al. Economic dispatch of power system based on generalized ant colony optimization method[J]. **Proceedings of the CSEE**，2003，23(3)：59-64.

[8] HIROTAKA Y，KENICHI K，YOSHIKAZU F，et al. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment [J]. **IEEE Trans on Power Systems**，2000，23(4)：1232-1239.

[9] 李兵，蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. 控制理论及应用，1997，14(4)：613-615.
LI Bing，JIANG Wei-sun. Chaotic optimization algorithm and its application[J]. **Control Theory and Applications**，1997，14(4)：613-615.

[10] PARSOPOULOS K E，PLAGIANAKOS V P，MAGOULAS G D，et al. Stretching technique for obtaining global minimizers through particles swarm optimization[C]//**Proc of the Particle Swarm Optimization Group.** Indianapolis，USA：[s.n.]，2001：22-29.

[11] ZUHE S，NEUMAIER A，EIERMANN M C. Solving minimax problems by interval methods[J]. **BIT**，1990(30)：742-751.

（责任编辑：康鲁豫）

作者简介：

张振宇(1980－)，男，河北唐山人，硕士研究生，从事电力系统规划与运行方面的研究(**E-mail**:zhangzhenyu_peter@hotmail.com)；

葛少云(1964－)，男，河北曲洋人，教授，博士，从事电力系统规划与运行方面的研究(**E-mail**:syge@tju.edu.cn)；

刘自发(1972－)，男，黑龙江牡丹江人，博士，从事电力系统规划与运行方面的研究(**E-mail**:zifaliu@yeah.com)。

Particle swarm optimization algorithm and its application in unit commitment

ZHANG Zhen-yu，GE Shao-yun，LIU Zi-fa

(School of Electrical and Automation Engineering，Tianjin University，Tianjin 300072，China)

Abstract：PSO(Particle Swarm Optimization) algorithm is applied to optimize the unit commitment of power system. With the principle introduced，the influence of PSO parameter setting on its searching capability and convergence speed is analyzed and then validated by usual test functions. Corresponding mathematic model is built up and used in a three-machine six-bus IEEE power system simulation. Compared with genetic algorithm and chaotic optimization，PSO is better in algorithmic structure，computing time，search area control，convergence speed and so on. The application is effective.

Key words：particle swarm optimization；intelligent optimization algorithm；unit commitment optimization