

考虑发电机报价曲线的发电计划 偏差的 β -PSO 优化方法研究

董根源,温步瀛,江岳文

(福州大学 电气学院,福建 福州 350002)

摘要:在电力市场环境下发电商的机组报价将会随着机组出力的变化而变化,此时发电计划偏差优化问题的目标函数不再是简单的线性模型,而是非线性模型。针对该优化问题的特点,提出了 β 分布-粒子群优化算法(β -PSO),用 β 分布函数代替传统 PSO 算法中的均匀分布函数。在产生可行解的过程和迭代过程中动态地调整 β 随机函数的参数,以提高产生可行解的速度和质量,在粒子速度更新时保证粒子在可行域内不断寻优。通过算例表明,该算法有效地解决了以往粒子群算法在求解优化问题时难以找到可行解的困难。

关键词:发电计划偏差;粒子群优化; β 分布函数;机组报价

中图分类号: TM 73

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2006)07-0018-04

0 引言

发电计划有功偏差指的是超短期负荷预测与原有发电计划之间的差额,如果该差额比较小,则可以直接由自动发电控制 AGC (Automatic Generation Control) 进行分配与调节;如果该差额较大,则必须进行发电计划偏差的校正或进行切机、切负荷操作,否则系统的可靠性和稳定性难以得到保证。

在以往的发电计划校正策略中,往往根据调度人员的直观和经验的判断进行调整,主要注重系统的稳定性,对经济性和定量优化分配等考虑得不够。

在电力市场条件下,当考虑到机组报价曲线的影响时,发电计划偏差优化分配问题成为一个多维、高次、非连续、不可微的优化问题,此时传统的计算方法很难解决,而近年来发展较快的智能算法包括遗传算法、模拟退火算法、粒子群优化 PSO (Particle Swarm Optimization) 算法、免疫算法、神经网络算法,为解决这类问题提供了有力工具。PSO 算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的,PSO 算法是一类随机全局搜索技术,通过各个粒子对自身历史信息和社会信息发现搜索空间的最优区域,并最终找到最优解。

文献[1-3]为 PSO 算法在电力系统优化问题的应用提出了很好的思路,但是文中对于等式约束以及不等式约束的处理阐述不够明确;文献[4]中使用单纯的随机算法通过反复迭代和校验来满足等式以及不等式约束,实验中发现当不等式约束条件较多时,

很难得到可行解,计算效率较低。

本文在计及线路容量约束、发电机出力限制、机组爬坡速率、系统功率平衡约束的基础上,考虑发电机报价曲线的影响,建立了优化数学模型;结合该问题的特殊性,提出 β 分布-粒子群优化算法 β -PSO (β distribution-Particle Swarm Optimization),有效地解决了以往 PSO^[5-10] 算法对含有等式约束的非线性规划求解的困难。通过某省电网的算例验证了本文中 β -PSO 算法模型的有效性。

1 数学模型

1.1 目标函数

考虑到发电机的报价与机组的出力有关,一般的报价曲线可能是二次曲线,也可能是一次曲线,本文中 C 为报价, P 为机组出力,图 1 和图 2 是常见的几种报价曲线。

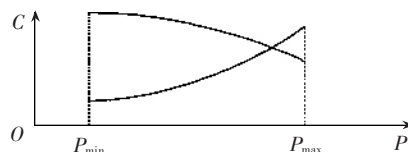


图 1 常见的发电机报价曲线 1
Fig.1 The usual generation bidding price curve 1

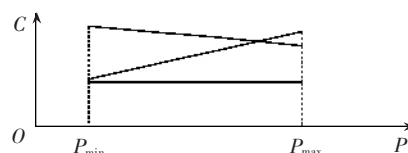


图 2 常见的发电机报价曲线 2
Fig.2 The usual generation bidding price curve 2

为了简化,统一取

$$C(P)=aP^2+bP+c \tag{1}$$

当报价曲线为一次曲线时,取 $a=0$ 。设某台机组原来发电计划的有功出力为 $P(\text{MW/h})$,当该机组的有功调整量为 $\Delta P(\text{MW/h})$ 时,设运行时段为 $T(\text{h})$,该机组增加的购电费用为

$$F=[a(P+\Delta P)^2+b(P+\Delta P)+c](P+\Delta P)T-(aP^2+bP+c)PT \tag{2}$$

化简后得到:

$$F=(3aP^2+3a\Delta P+a\Delta P^2+2bP+b\Delta P+c)\Delta PT \tag{3}$$

因此,对于一个 n 台发电机系统,其优化的目标函数为

$$\min:f=\sum_{i=1}^n(3a_iP_i^2+3a_i\Delta P_i+a_i\Delta P_i^2+2b_iP_i+b_i\Delta P_i+c_i)\Delta P_iT \tag{4}$$

式中 a_i, b_i, c_i 为第 i 台机组报价参数; P_i 为第 i 台机组原计划有功出力; ΔP_i 为第 i 台机组的有功出力调节量,为待求量。

1.2 约束条件

1.2.1 出力上下限约束及爬坡速率约束

$$\Delta P_i^{\min} \leq \Delta P_i \leq \Delta P_i^{\max} \quad i=1,2,\cdots,m \tag{5}$$

其中,当第 i 台机组出力上调时:

$$\Delta P_i^{\max} = \min(P_{i\max}-P_i, \alpha T) \tag{6}$$

$$\Delta P_i^{\min} = 0 \tag{7}$$

当第 i 台机组出力下调时:

$$\Delta P_i^{\max} = 0 \tag{8}$$

$$\Delta P_i^{\min} = -\min(P_i-P_{i\min}, \alpha T) \tag{9}$$

式中 $P_{i\max}$ 为第 i 台机组最大有功出力; $P_{i\min}$ 为第 i 台机组最小有功出力; α 为机组爬坡速率。

1.2.2 线路容量约束

为了能够将线路容量约束量化考虑,需要求解出发电机发出的功率对于线路潮流的灵敏度系数,从而尽量满足线路容量的约束,减少潮流计算的次数,加快程序的运行。由于在计算灵敏度系数时进行了一些简化,可能会存在一定的误差,因此为了保证线路潮流不越限,需要在发电计划偏差分配以后重新校验潮流。

对于一个 n 台发电机、 m 条支路的网络,可以得到整个网络的灵敏度矩阵 $S(S$ 为 $n \times m$ 阶矩阵),灵敏度矩阵是指当发电机增发的有功功率对网络中各条线路有功潮流的增量,即

$$S_{ij}=\Delta P_{L_j}/\Delta P_i \tag{10}$$

式中 ΔP_{L_j} 为第 j 条线路的有功潮流增量; ΔP_i 为第 i 个节点的发电机增发功率。

因此线路容量约束为

$$\sum_{i=1}^n S_{ji} \cdot \Delta P_i \leq \Delta P_{L_j} \quad j=1,2,\cdots,m \tag{11}$$

式中 $\Delta P_{L_j}=P_{L_j}^{\max}-P_{L_j}$ 为第 j 条线路有功容量裕度, $P_{L_j}^{\max}$ 为第 j 条线路所能承担的有功潮流最大值, P_{L_j} 为第 j 条线路有功潮流。

1.2.3 系统功率平衡约束

为了保证系统功率平衡,在不计及网损的情况下,机组上调的出力之和应该与负荷偏差相等。

$$\sum_{i=1}^n \Delta P_i=\Delta P_D \tag{12}$$

2 β-PSO 算法

由式(3)可以看出,目标函数为多元三次函数,其约束条件式(5)(11)(12)都是线性约束,因此,此最优化问题为典型的非线性最优化问题。

在研究本文中的最优化模型时发现,大部分解的最优值存在于它的边界上;而其他文献中使用遗传算法或 PSO 算法时,使用的是均匀分布的随机函数,当存在约束条件较为复杂时,会导致在寻找初始可行解过程中迭代次数过多,不宜找到可行解。

因此,本文中提出了使用 β 分布代替均匀分布函数的算法,在生成初始可行解时,随着约束条件的限制,作出相应的调整,从而可以较快地产生可行解。

2.1 β 分布函数的概念

β 分布的概率密度函数为

$$y=f(x|a,b)=\frac{1}{B(a,b)}x^{a-1}(1-x)^{b-1} \quad (0<x<1) \tag{13}$$

$$B(a,b)=\int_0^1 z^{a-1}(1-z)^{b-1}dz \tag{14}$$

经过验证:当参数 $a=b$ 时, β 分布是对称的;当 $a<0.5, b<0.5$ 时, β 分布函数的形状是两端突起的。表 1 是当 $a=0.2, b=0.2$ 时,在 $[0,1]$ 之间产生 1000 个随机数,统计落在各区间(以 0.1 为单位)的概率。

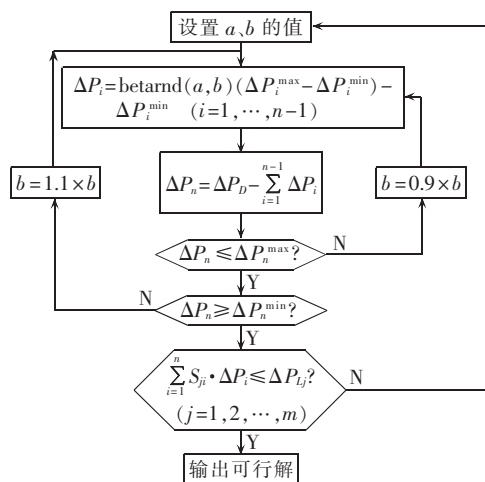
表 1 各区间概率统计表
Tab.1 The probabilities of each interval

区 间	概 率	区 间	概 率
0~0.1	0.325	0.5~0.6	0.040
0.1~0.2	0.058	0.6~0.7	0.033
0.2~0.3	0.039	0.7~0.8	0.039
0.3~0.4	0.042	0.8~0.9	0.054
0.4~0.5	0.040	0.9~1.0	0.330

2.2 可行解的计算方法

改变参数 a 和参数 b 的值,可以改变 β 分布函数在区间 $[0,1]$ 中各区域的分布概率,因此本文考虑在生成可行解时,动态地调整参数 a 或 b ,使随机数的生成具有方向性,在存在等式约束和不等式约束的情况下,快速生成可行解。其对应的调整策略见图 4。

一般设置参数 a 和 b 的初始值为 1,则效果较好。

图 4 β 调整策略图Fig.4 The β regulation strategy

2.3 粒子更新速度的计算方法

因为不等式约束(11)和等式约束(12)的存在,导致在粒子更新速度时,有可能违反约束条件而进入不可行域,使可行解变为不可行解;因此,在粒子更新速度时需要进行校验,避免上述情况的发生。其粒子速度更新策略如图 5 所示。

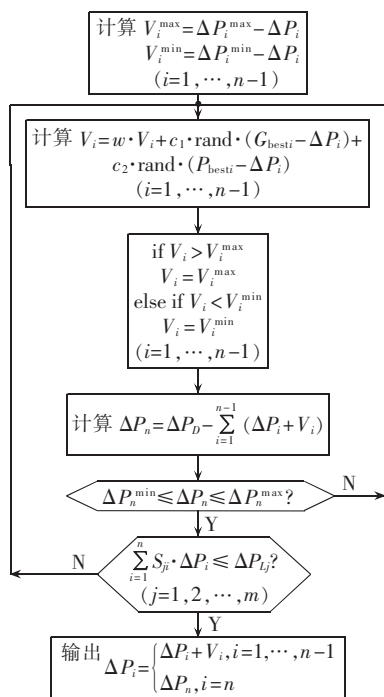


图 5 粒子速度更新策略

Fig.5 The velocity updating strategy of particle swarm

2.4 β -PSO 算法计算步骤

考虑到学习因子 c_1, c_2 和惯性权重 w 对 PSO 搜索算法收敛速度影响很大,为了防止 PSO 算法过早收敛,因此将考虑在迭代过程中动态改变参数 c_1, c_2 和 w ,其具体的计算步骤如下:

a. 设置计算精度 ε 、学习因子 c_1 和 c_2 、惯性权重 w 的初值、种群大小 num ,以及最大迭代次数 k_{max} ;

b. 设置迭代次数 $k=0$;

c. 使用图 4 所示 β 调整策略生成初始可行解;

d. $k = k + 1$;如果 $k > k_{max}$,转 k;

e. 计算种群中每个个体的适应度 $f(i), i=(1, 2, \dots, num)$;

f. 计算种群中适应度的最大差值 $e = \max(f) - \min(f)$,如果 $e \leq \varepsilon$,则转 j,否则转 f;

g. 计算 G_{best} 和 $P_{besti} (i=1, 2, \dots, num)$;

h. 设置 $c_1 = c_1 \times (0.5^k + 0.5), c_2 = c_2 \times (0.5^k + 0.5), w = w \times (0.5^k + 0.5)$;

i. 使用图 5 所示的策略更新粒子速度和位置,转 d 重新迭代;

j. 输出最优解 ΔP 和目标函数值,结束计算;

k. 目标函数无可行解,计算结束。

2.5 发电计划偏差优化的 β -PSO 算法

下面描述发电计划偏差优化 β -PSO 算法步骤。

a. 输入发电计划、发电计划偏差以及潮流计算所需的电网参数。

b. 根据以上数据计算发电机对支路潮流的灵敏度矩阵。

c. 使用 β -PSO 算法计算非线性规划问题式(4)(5)(11)(12)。

d. 如果线性规划问题式(1)~(4)的解不存在,则应该给出警告;否则,计算出各发电机应该调整的增量,转步骤 e。

e. 修正发电计划及负荷数据,重新进行潮流计算。

f. 判断潮流是否收敛,如果不收敛则应该给出警告,并且采取相应的措施(如切机或切负荷);如果潮流收敛则转 g。

g. 判断是否越限,如果某条线路(L_k)潮流越限,转步骤 h;否则给出偏差分配结果,并且停止计算。

h. 强制减少线路 L_k 的容量裕度 ΔP_{Lj} (比如每次减少 5%),转步骤 c 重新解算。

3 算例分析

为了验证 β -PSO 算法的有效性,采用 Matlab 语言编程,计算采用某省夏季最大运行方式的电网数据,本次计算只计及 220 kV 及以上的节点和线路,此时投入的可调节发电机节点为 40 个(不包括平衡机),总节点数为 185 个;投入运行的线路有 198 条(包括多回线);总有功负荷 8 862 MW,有功偏差为 500 MW。发电机的报价参数以及机组的当前出力见表 2。

某次计算取调整时间 $t=1(h)$,种群大小为 $num=100, w=1, c_1=2, c_2=2, \varepsilon=0.001, k_{max}=500$ 时,计算时间为 10.2 s,共迭代 116 次,计算出的目标函数值为 7.928 万元,计算结果如表 3 所示,目标函数收敛曲线如图 6 所示(n 为迭代次数, C 为目标函数值)。

可以看出, β -PSO 算法在初期收敛速度相当快,在 20 代左右就基本达到收敛,后期因为精度的

表 2 机组报价参数以及当前有功出力
Tab.2 Generation bidding price parameters vs. active power outputs for units

机组编号	a	b	c	P/MW	机组编号	a	b	c	P/MW
1	-5.88×10^{-7}	-3.28×10^{-5}	0.829	600	21	2.68×10^{-6}	3.39×10^{-4}	0.193	200
2	-1.02×10^{-6}	-1.85×10^{-4}	0.857	600	22	-7.02×10^{-6}	-1.25×10^{-4}	0.595	200
3	7.39×10^{-7}	1.95×10^{-4}	0.247	600	23	1.26×10^{-5}	1.12×10^{-4}	0.233	200
4	8.15×10^{-7}	3.08×10^{-4}	0.066	600	24	1.35×10^{-5}	3.68×10^{-4}	0.045	200
5	-1.52×10^{-7}	-4.12×10^{-5}	0.411	600	25	3.27×10^{-6}	2.59×10^{-4}	0.204	150
6	5.61×10^{-7}	3.26×10^{-6}	0.531	385	26	-3.10×10^{-6}	-2.92×10^{-4}	0.674	150
7	-1.32×10^{-6}	-2.38×10^{-5}	0.821	350	27	0	0	0.770	75
8	1.53×10^{-6}	4.20×10^{-4}	0.195	350	28	0	0	0.246	40
9	-1.02×10^{-6}	-9.71×10^{-5}	0.577	350	29	0	0	0.403	50
10	4.25×10^{-7}	3.96×10^{-4}	0.264	350	30	0	0	0.649	50
11	1.60×10^{-6}	3.30×10^{-5}	0.174	300	31	0	0	0.475	30
12	0	4.72×10^{-4}	0.478	125	32	0	0	0.328	30
13	0	2.33×10^{-4}	0.246	100	33	0	0	0.518	60
14	0	-7.72×10^{-5}	0.371	100	34	0	0	0.633	65
15	0	-1.14×10^{-4}	0.634	100	35	0	0	0.504	30
16	0	-4.55×10^{-4}	0.661	100	36	0	0	0.656	30
17	0	4.32×10^{-5}	0.380	100	37	-3.38×10^{-6}	-3.01×10^{-4}	0.419	150
18	0	4.38×10^{-4}	0.484	100	38	-2.05×10^{-5}	-2.88×10^{-4}	0.716	150
19	2.50×10^{-6}	3.63×10^{-5}	0.478	200	39	-1.38×10^{-5}	-3.45×10^{-4}	0.583	150
20	1.54×10^{-6}	1.26×10^{-4}	0.391	200	40	1.03×10^{-5}	2.86×10^{-4}	0.387	150

表 3 β -PSO 算法计算结果
Tab.3 Results of β -PSO algorithm

机组编号	调节量/MW	机组编号	调节量/MW
1	3.9797	26	9.4444
2	99.3266	27	0.0014
4	0.2533	28	14.1960
5	41.2433	29	2.1351
6	14.4880	30	0.3783
8	0.0302	31	0.0136
9	143.5104	32	12.0900
10	3.2319	33	3.1082
11	4.8701	34	0.0087
12	0.3719	35	11.0297
13	30.4416	36	9.3012
14	0.4387	37	2.5162
16	31.8793	40	0.4085
17	61.2978		

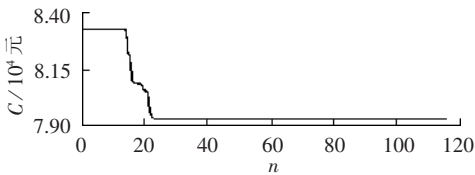


图 6 β -PSO 算法收敛特性曲线

Fig.6 The constringency curve of β -PSO algorithm

要求而导致迭代次数增加; β -PSO 算法总体计算速度较快,总共运行时间 10 s 左右;从 β -PSO 算法的计算结果来看,目标函数的值为局部最优,有些机组的调节量接近零,使得需要调节的机组较多,因此该算法需要进一步的改进。

4 结语

本文提出了用 β 分布的随机函数代替以往 PSO 算法中的均匀分布的随机函数的思想,在产生可行

解的过程中动态地调整 β 随机函数的参数,大大提高了产生可行解的速度和质量,在粒子速度更新时也加入了相应的策略,保证粒子在可行域范围内不断地寻优。通过某省的算例验证了本文中算法的有效性,当然本算法也存在待改进的地方:如计算结果中调整的机组较多,一些机组没有必要调整等,但是本文为 PSO 算法在解决带有等式约束、不等式约束的优化问题时提出了新的思路。

参考文献:

[1] PARK Jong-bae,LEE Ki-song,SHIN Joong-rin,et al. A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2005,20(1):34-41.

[2] 娄素华,余欣梅,熊信良,等. 电力系统机组启停优化问题的改进 DPSO 算法[J]. 中国电机工程学报,2005,25(8):30-35.

LOU Su-hua,YU Xin-mei,XIONG Xin-gen,et al. Unit commitment using improved discrete particle swarm optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(8):30-35.

[3] 刘自发,葛少云,余贻鑫. 基于混沌粒子群优化的电力系统无功最优潮流[J]. 电力系统自动化,2005,29(7):53-57.

LIU Zi-fa,GE Shao-yun,YU Yi-xin. Optimal reactive power dispatch using chaotic particle swarm optimization algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(7):53-57.

[4] 蒋秀洁,袁兆强,黄景光. 基于自适应 PSO 算法的机组优化组合研究[J]. 三峡大学学报:自然科学版,2005,27(2):115-118.

JIANG Xiu-jie,YUAN Zhao-qiang,HUANG Jing-guang. An adaptive particle swarm optimization algorithm for solving unit commitment[J]. Journal of China Three Gorges University:Natural Science,2005,27(2):115-118.

[5] SUGANTHAN P N. Particle swarm optimiser with neighbourhood operator[C]//Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway,NJ:IEEE Service Center,1999:1958-1962.

[6] LEE K Y,SODE-YOME A,PARK J H. Adaptive Hopfield neural network for economic load dispatch[J]. IEEE Trans on Power Systems,1998,13(2):519-526.

[7] CIUPRINA G,IOAN D,MUNTEANU I. Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetics [J]. IEEE Trans Magn,2002,38(2):1037-1040.

[8] SINHA N,CHAKRABARTI R,CHATTOPADHYAY P K. Evolutionary programming techniques for economic load dispatch[J]. IEEE Trans Evol Comput,2003,7(1):83-94.

[9] KASSABALIDIS I N,EL-SHARKAWI M A,MARKS R J,et al. Dynamic security border identification using enhanced particle swarm optimization [J]. IEEE Trans Power Syst,2002,17(3):723-729.

[10] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//

作者简介:
董根源(1981-),男,河南洛阳人,硕士研究生,主要研究方向为电力市场(E-mail:dgy2001@sohu.com);
温步瀛(1967-),男,福建永泰人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统优化运行与电力市场;
江岳文(1977-),女,湖南岳阳人,讲师,硕士,主要研究方向为电力系统分析。

β -PSO considering generation bidding prices for optimization of generation scheduling error

DONG Gen-yuan,WEN Bu-ying,JIANG Yue-wen
(Fuzhou University,Fuzhou 350002,China)

Abstract: In electricity market,as the power producers' bidding prices change with power outputs of units,the objective function of generation scheduling error optimization is no longer a linear model,for which, β -PSO(β distribution-Particle Swarm Optimization) method is proposed,using β distribution random function instead of even distribution random function. Parameters of β -PSO are adjusted dynamically in working out solution and iteration process to improve the speed and quality of the feasible solution,and to ensure particles to search best solutions in the feasible region during particle speed updating. An example shows that,the method effectively releases the difficulty of former PSO algorithm in finding the feasible solution of optimization problem.

Key words: generation scheduling error; PSO; β distribution; bidding price