

文章编号:1000-5862(2013)05-0482-06

修正的混沌粒子群算法求解经济负荷分配

邹 恩¹ 辛建涛² 林 兰¹ 龚 昕³ 林锦钱¹

(1. 华南农业大学工程学院 广东 广州 510642; 2. 深圳市广和通实业发展有限公司 广东 深圳 518057;

3. 随州供电公司变电中心 湖北 随州 441300)

摘要:为克服粒子群优化算法容易陷入局部最优、后期收敛慢等缺点,提出了一种修正的混沌粒子群优化算法。该算法通过修正粒子群迭代的行动策略,并引入遍历性较强的 Tent 混沌局部搜索机制,可以增强粒子的全局搜索能力,提高优化算法的全局寻优性能。将修正的混沌粒子群算法分别应用于 6 机组和 15 机组电力系统中求解经济负荷分配。在考虑系统网损和机组运行约束条件的情况下进行仿真实验。仿真结果表明:该算法用于求解高维、非凸、不连续等非线性复杂约束条件的电力系统经济负荷分配问题上,有着较快的收敛速度和较强的全局寻优能力。最后,通过与其它智能算法比较,验证了算法的有效性和优越性。

关键词:混沌优化;粒子群优化;电力系统;经济负荷分配

中图分类号:TM 714

文献标志码:A

0 引言

电力系统的经济负荷分配(Economic Load Dispatch, ELD),是指合理地分配各发电机组的负荷,在满足系统需求和发电机组运行约束条件下,通过降低煤炭消耗最小化发电成本。它是电力系统中典型的一类优化问题,对于提高电力系统运行的经济性和可靠性具有重大意义。

由于火电机组的阀点效应和多种运行约束,ELD 问题本质上为非凸的高维、非线性、不可导的多约束优化问题。基于经济负荷分配的实际意义,各国学者展开了大量研究。经典优化算法有线性规划法、非线性规划法、动态规划法等。随着近几年人工智能算法的快速发展,ELD 问题的求解有了新的思路。有文献将蚁群算法^[1]、遗传算法^[2]、人工神经网络^[3]、混沌优化方法^[4]等智能算法用于 ELD 中,一定程度上取得了较好的结果。但这些方法均存在一定缺陷,如容易造成“维数灾”、计算时间较长及易陷入局部最优等。

作为一种通用的启发式搜索技术,粒子群算法最早由 Kennedy 和 Eberhart 提出。该算法源于对鸟

群捕食行为的研究,本质为个体组成的种群与环境及个体之间的互动行为。在搜索中,每个粒子利用迭代中自身和群体找到的最优值修正自己的前进方向和速度。然而,由于粒子群算法对于所选参数的高度依赖性,搜索后期极易陷入局部极值。对此,很多专家相继提出多种改进,如改变粒子群本身的搜索机制^[5]、将粒子群与其它智能算法相结合^[6-8]等,均大大提高了粒子群算法的搜索特性。

本文在粒子群算法中,引入 Tent 混沌映射作为混沌局部搜索机制,并通过修正粒子群迭代的行动策略增强粒子的全局寻优能力,以达到全局快速收敛的性能。最后,将本文算法分别应用在电力系统 6 机组和 15 机组系统中进行仿真测试,仿真结果体现了较好的收敛性和精度。

1 经济负荷分配建模

1.1 约束函数

ELD 问题是在满足系统运行约束条件下优化系统发电机出力及最小化发电成本,其数学模型为

$$\min Cost = \sum_{m=1}^M C_m(P_m), \quad (1)$$

收稿日期:2013-05-12

基金项目:国家自然科学基金(31171457),广东省自然科学基金(S2013040016144)和广东省产学研结合基金(2010B090400451,201213091100020)资助项目。

作者简介:邹 恩(1956-),女,湖南株洲人,教授,博士,主要从事混沌优化、电力系统最优化理论与应用、智能算法等方面的研究。

其中 $Cost$ 为系统总发电费用, M 为系统内发电机总台数, P_m 为第 m 台发电机有功功率, $C_m(P_m)$ 为第 m 台发电机耗量特性.

对于耗量特性, 一般用 2 次函数表示为

$$C_m(P_m) = a_m P_m^2 + b_m P_m + c_m, \quad (2)$$

其中 a_m, b_m, c_m 为参数.

1.2 约束条件及修补策略

(I) 发电机出力运行约束

$$P_m^{\min} \leq P_m \leq P_m^{\max}, \quad (3)$$

其中 P_m^{\min}, P_m^{\max} 分别为第 m 台发电机的出力上、下限值. 对于越限的机组分量, 将其限制在边界值上.

(II) 系统有功平衡约束为

$$\sum_{m=1}^M P_m = P_L + P_D, \quad (4)$$

其中 P_L 为系统总网损, P_D 为系统总负荷.

网损通常采用潮流计算或 B 系数法求解. 如采用 B 系数法, 计算公式为^[3]

$$P_L = \mathbf{P}^T \mathbf{B} \mathbf{P} + \mathbf{P}^T \mathbf{B}_0 + B_{00}, \quad (5)$$

其中 \mathbf{P} 为 m 维发电机有功功率列矢量, \mathbf{P}^T 为 \mathbf{P} 转置向量, \mathbf{B} 为 $m \times m$ 维方阵, \mathbf{B}_0 为 m 维列矢量, B_{00} 为常数.

(III) 机组爬坡速率约束 机组的爬坡速率约束是指发电机在运行过程中调节发电机出力负荷值的功率约束. 设第 m 台发电机初始运行功率为 P_m^0 , 调整出力负荷后的运行功率为 P_m , 则发电机机组爬坡速率约束为

$$P_m - P_m^0 \leq UR_m, \quad (6)$$

$$P_m^0 - P_m \leq DR_m, \quad (7)$$

其中 UR_m 和 DR_m 分别是第 m 台发电机组功率向上爬坡速率的上限值和向下爬坡速率的下限值. 如果机组违反了爬坡速率约束条件, 则将机组运行功率限制在边界值上, 即按下式进行修正

$$P_m = \begin{cases} P_m^0 - DR_m, & \text{若 } P_m < P_m^0 - DR_m, \\ P_m^0 + UR_m, & \text{若 } P_m > P_m^0 + UR_m. \end{cases} \quad (8)$$

(IV) 机组工作死区

由于发电机所特有的物理特性, 每个机组功率都需要满足一定的机组工作死区约束, 其工作死区约束公式为

$$P_m \in \begin{cases} P_m^{\min} \leq P_m \leq P_m^{1l}, \\ P_m^{(j-1)u} \leq P_m \leq P_m^{jl}, \quad j = 2, 3, \dots, k_i, \\ P_m^{mju} \leq P_m \leq P_m^{\max}, \end{cases} \quad (9)$$

其中 P_m^{jl} 和 P_m^{ju} 分别是机组 m 的第 j 个工作死区的下边界和上边界, k_i 是机组 m 的工作死区个数. 如果机组违反了工作死区约束条件, 同样需要对机组功率

进行修补与限制, 一般将其限制在最近的边界值上, 具体实现为

$$P_m \in \begin{cases} P_m^{jl}, & \text{若 } 0 \leq P_m - P_m^{jl} \leq (P_m^{ju} - P_m^{jl})/2, \\ P_m^{ju}, & \text{若 } 0 \leq P_m^{ju} - P_m < (P_m^{ju} - P_m^{jl})/2. \end{cases} \quad (10)$$

2 修正的混沌粒子群优化(CPSO) 算法

2.1 混沌粒子群算法及修正

由于粒子群算法后期搜索容易陷入局部极小, 通过引入混沌映射, 对次优解进行混沌扰动, 可使粒子跳出局部极值. 本文在修正的粒子群中引入 Tent 混沌局部搜索, 较好地避免了粒子群算法陷入局部最优, 大大提高了算法的寻优性能.

2.1.1 Tent 映射 Tent 映射是一种遍历性和随机性都很强的混沌映射, 在搜索区间中比 Logistic 映射有着更为均匀的搜索轨迹, 表达式为

$$y_i^{k+1} = \begin{cases} 2y_i^k, & \text{若 } 0 < y_i^k \leq 0.5, \\ 2(1 - y_i^k), & \text{若 } 0.5 < y_i^k < 1, \end{cases} \quad (11)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, n$ 表示当前迭代次数, y_i^k 表示第 i 个混沌变量且 $y_i^k \notin \{0, 1, 0\}$.

2.1.2 算法的修正 粒子群算法迭代为

$$\begin{cases} V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i(t) - X_i(t)) + \\ \quad c_2 r_2 (gbest(t) - X_i(t)), \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1), \end{cases} \quad (12)$$

其中 $V_i(t) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ 指粒子从当前位置移动的距离, $X_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$ 为第 i 个粒子的位置, t 为当前迭代数, ω 是惯性权重, 通常学习因子取值 $c_1 = c_2 = 2$, r_1 和 r_2 为 $(0, 1)$ 之间随机数, $pbest_i(t)$ 为粒子 i 经历的最优位置, $gbest(t)$ 为所有粒子找到的最优值.

在 PSO 算法中, 粒子依据自身和全局最优粒子进行更新, 不涉及种群中其它粒子, 是一种单向搜索. 本文引用种群中前 n 个粒子的信息来修正粒子下一次的迭代路径, 使搜索具有多方向性和均匀性. 修正的粒子群公式为

$$\begin{cases} V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i(t) - X_i(t)) + \\ \quad \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_2 \cdot r_{2j} (gbest_j(t) - X_i(t)), \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1), \end{cases} \quad (13)$$

其中 r_{2j} 为取值 $(0, 1)$ 间随机数, $gbest_j(t)$ 为按所有粒子的适应值排序后选取的前 n 个粒子信息.

采用非线性动态惯性因子调整粒子的飞行速度, 公式为

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{(f_{\text{avg}} - f_{\min})}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases}, \quad (14)$$

其中 ω 为惯性权重,设 $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$, f 为当前粒子的适应值, f_{avg} 为平均适应值, f_{\min} 对应最小适应值。

2.2 经济负荷分配优化算法

目标函数如下

$$\text{Min Cost}^* =$$

$$\sum_{m=1}^M C_m(P_m) + \xi \left| \sum_{m=1}^M P_m - P_L - P_D \right|, \quad (15)$$

其中 ξ 为罚因子, X_i 代表发电机出力负荷的一种组合,且

$$X_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{iM}] = [p_{i1} \ p_{i2} \ \cdots \ p_{iM}]. \quad (16)$$

发电机出力需满足约束条件(3),有功平衡需满足约束(4),对于违反机组爬坡速率约束以及工作死区约束的粒子,对照(8)和(10)式进行限制与修补,算法具体步骤为:

(i) 初始化粒子参数,设粒子最大迭代数为 gen_{\max} ,最大混沌搜索数为 $\max C$,粒子总数为 D ,粒子速度 V_i 及位置 X_i ,并设粒子最大速度为 $v_{i\max}^{\max} = -v_{i\min}^{\min} = 10\% x_{i\max}^{\max} = 0.1 x_{i\max}^{\max}$.

(ii) 根据目标函数(15)式计算各粒子适应值, $pbest_i(t)$ 对应当前粒子的最优位置,群体中最小适应值对应的 $pbest_i(t)$ 记作 $gbest(t)$.

(iii) 粒子速度根据(13)式更新,位置则根据(14)式更新,并计算粒子的适应值,按更新后粒子的适应值排序.将违反约束条件的粒子设定为边界值,根据(8)式修正越限机组爬坡速率的粒子,根据(10)式修正工作死区的粒子.

(iv) 将种群中适应值排序前20%的粒子进行混沌局部搜索^[9],如粒子适应值优于先前适应值或者粒子迭代数达到 $\max C$ 后,则进入(v).

(v) 计算适应值并更新粒子极值 $pbest_i(t)$ 、 $gbest(t)$.

(vi) 按下式动态缩小粒子搜索区域

$$\begin{cases} p_m^{\min} = \max(p_m^{\min}, gbest_m(t) - r(p_m^{\max} - p_m^{\min})) \\ p_m^{\max} = \min(p_m^{\max}, gbest_m(t) + r(p_m^{\max} - p_m^{\min})) \end{cases}, \quad (17)$$

其中 $0 < r < 1$.

(vii) 在新区域按下式随机生成80%的粒子并计算其对应的适应值

$$\begin{cases} v_{i\max} = rand \cdot (v_{i\max}^{\max} - v_{i\max}^{\min}) + v_{i\max}^{\min} \\ x_{i\max} = rand \cdot (p_{i\max}^{\max} - p_{i\max}^{\min}) + p_{i\max}^{\min} \end{cases}. \quad (18)$$

(viii) 将(iv)和(vii)产生的粒子重新组为一个新种群,并取代原粒子群.

(ix) 如果符合终止条件则停止搜索,此时 $gbest(t)$ 的值即为找到的最优解为

$$gbest(t) = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{iM}] = [p_{i1} \ p_{i2} \ \cdots \ p_{iM}], \quad (19)$$

其中数值表示费用最低时的发电机组出力负荷值,否则返回(ii).

3 仿真计算

本文在E2140、主频1.60 GHz、内存512 Mbit的计算机上,采用Matlab7.8版本进行仿真.参数设置如下:最大迭代数 $gen_{\max} = 100$,最大混沌搜索数 $\max C = 30$,种群规模 $D = 30$,罚因子 $\xi = 50$ 等.

系统1 该系统是6机26母线电力系统,机组参数见表1所示,系统总负荷需求 $P_D = 1\ 263$ MW.

考虑系统的网损,并采用B系数法进行计算,B系数矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} 0.0017 & 0.0012 & 0.0007 & -0.0001 & -0.0005 & -0.0002 \\ 0.0012 & 0.0014 & 0.0009 & 0.0001 & -0.0006 & -0.0001 \\ 0.0007 & 0.0009 & 0.0031 & 0.0000 & -0.0010 & -0.0006 \\ -0.0001 & 0.0001 & 0.0000 & 0.0024 & -0.0006 & -0.0008 \\ -0.0005 & -0.0006 & -0.0010 & -0.0006 & 0.0129 & -0.0002 \\ -0.0002 & -0.0001 & -0.0006 & -0.0008 & -0.0002 & 0.0150 \end{bmatrix},$$

$$B_0 = 1.0 \times 10^{-3} \times \begin{bmatrix} -0.3908 & -0.1297 & 0.7047 & 0.0591 & 0.2161 & -0.6635 \end{bmatrix}^T, \\ B_{00} = 0.056.$$

系统仿真结果如表2所示,为了说明本文算法的可行性,在相同的条件下分别与文献[10-13]智能算法进行仿真比较,表3为各种优化算法的仿真结果.

表1 系统1的发电机组参数

机组	a_i	b_i	c_i	P_i^0	P_i^{\min}	P_i^{\max}	UR_i	DR_i	Prohibited Zones/MW
1	0.007 0	7.0	240	440	100	500	80	120	[210 240] [350 380]
2	0.009 5	10.0	200	170	50	200	50	90	[90 110] [140 160]
3	0.009 0	8.5	220	200	80	300	65	100	[150 170] [210 240]
4	0.009 0	11.0	200	150	50	150	50	90	[80 90] [110 120]
5	0.008 0	10.5	220	190	50	200	50	90	[90 110] [140 150]
6	0.007 5	12.0	190	110	50	120	50	90	[75 85] [100 105]

表 2 仿真结果

单位: P/MW

可行解	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	$\sum P_i$	P_L	Cost/ \$
1	460.52	163.62	265.00	126.27	186.41	71.56	1 273.38	10.38	15 419.41
2	461.87	166.33	240.13	131.95	172.77	100.00	1 273.05	10.05	15 418.92
3	451.17	194.89	249.02	130.47	162.39	85.02	1 272.96	9.96	15 416.46
最优解	461.81	168.37	264.99	122.71	169.75	85.54	1 273.18	10.18	15 412.67

表 3 不同算法的仿真结果

单位: P/MW

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	$\sum P_i$	P_L	Cost/ \$
CPSO ^[10]	434.43	173.32	274.47	128.06	179.48	85.93	1 276.0	12.96	15 446.00
APSO ^[11]	446.67	173.16	262.83	143.47	163.91	85.34	1 275.38	12.42	15 443.58
PSO ^[12]	447.50	173.32	263.47	139.06	165.48	87.13	1 276.01	12.96	15 450.00
GA ^[12]	474.81	178.64	262.21	134.28	151.90	74.18	1 276.03	13.02	15 459.00
NPSO-LRS ^[13]	446.96	173.39	262.34	139.51	164.71	89.02	1 275.94	12.94	15 450.00
本文算法	461.81	168.37	264.99	122.71	169.75	85.54	1 273.18	10.18	15 412.67

系统 2 系统含 15 台机组,机组特性参数、爬坡速率限值和工作死区约束以及系统网损计算涉及的 B 系数矩阵等参见文献 [10]. 通过对算法仿真

运算,所得结果如表 4 所示,同样将本算法与文献 [10-12] 算法相比较,表 5 为不同智能优化算法在 15 机组系统中的仿真结果.

表 4 仿真结果

单位: P/MW

可行解	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
1	455.00	380.00	130.00	130.00	150.00	460.00	418.62	72.164	162.00
2	454.85	377.52	130.00	130.00	160.48	457.92	429.93	110.34	162.00
3	455.00	380.00	130.00	130.00	150.00	459.74	426.64	60.00	156.71
最优解	455.00	380.00	130.00	130.00	150.00	460.00	430.00	60.00	162.00
	P_{10}	P_{11}	P_{12}	P_{13}	P_{14}	P_{15}	$\sum P_i$	P_L	Cost/ \$
1	77.64	80.00	80.00	25.00	18.93	15.00	2654.36	24.36	32700.77
2	25.69	79.96	79.31	25.02	15.55	15.00	2653.56	23.56	32694.70
3	91.34	80.00	80.00	25.00	15.00	15.00	2654.43	24.43	32683.31
最优解	82.29	80.00	80.00	25.00	15.00	15.00	2654.29	24.29	32681.83

表 5 不同算法仿真结果

单位: P/MW

算法	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
APSO ^[11]	455.00	380.01	130.00	126.52	170.01	460.00	428.28	60.00	25.00
PSO ^[12]	439.12	407.97	119.63	129.99	151.07	460.00	425.56	98.57	113.49
GA ^[12]	415.31	359.72	104.43	74.985	380.28	426.79	341.32	124.79	133.14
CPSO ^[10]	450.02	454.06	124.81	124.81	151.06	460.00	434.57	148.46	63.59
本文算法	455.00	380.00	130.00	130.00	150.00	460.00	430.00	60.00	162.00
	P_{10}	P_{11}	P_{12}	P_{13}	P_{14}	P_{15}	$\sum P_i$	P_L	Cost/ \$
APSO	159.79	80.00	80.00	33.70	55.00	15.00	2 658.00	28.3732	742.78
PSO	101.11	33.91	79.96	25.00	41.41	35.61	2 662.00	32.4332	858.00
GA	89.257	60.06	50.00	38.77	41.94	22.64	2 668.00	38.2833	113.00
CPSO	101.12	28.66	20.91	25.00	54.41	20.62	2 662.00	32.1332	834.00
本文算法	82.29	80.00	80.00	25.00	15.00	15.00	2 654.29	24.2932	681.83

为说明本算法中引入 Tent 映射优于 Logistic 映射,相同条件下分别将 2 种映射带入并仿真,图 1 和图 2 为系统 1 和系统 2 在上述 2 种映射下的收敛曲线。

通过图 1 和图 2 所示的收敛曲线可以看出,本文算法在迭代的前期,便能较好地快速收敛到全局最优解,在收敛性能方面有着较好的优势。通过表 2 和表 4 的仿真结果可以看出,各机组均能满足系统有功功率平衡、机组爬坡速率以及工作死区等约束条件;与文献[10-13]的智能算法比较,本文求解的网损和机组总消耗也最低,在求解精确性方面,本文算法有着明显的优势。因此,验证了本文算法的有效性和优越性。

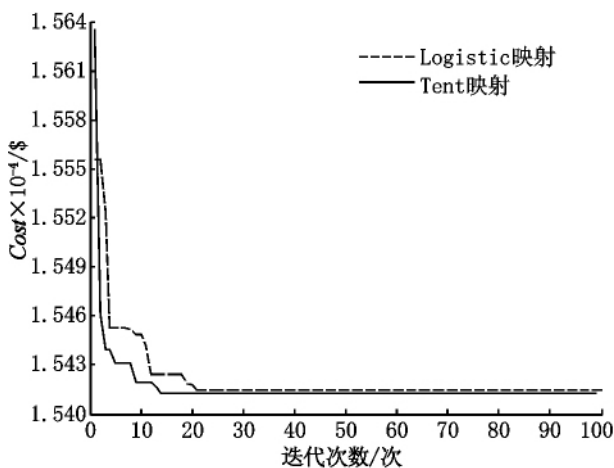


图 1 系统 1 的适应值收敛曲线图

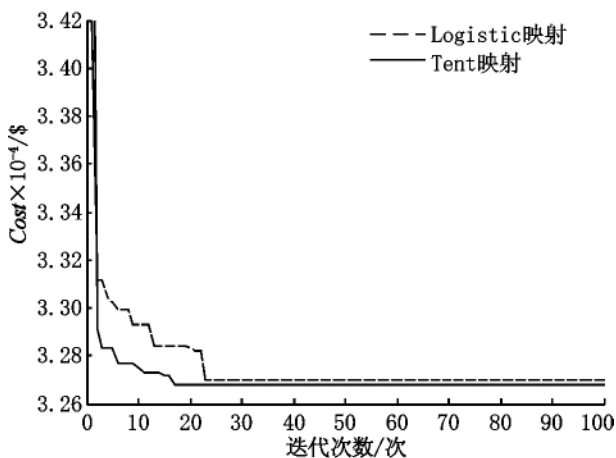


图 2 系统 2 的适应值收敛曲线图

4 结论

本文利用修正的混沌粒子群算法成功求解了 ELD 问题。该算法克服了粒子群算法容易陷入局部最优以及后期收敛慢的缺点,改善了全局寻优能力,并具有更高层次的求解结果和精度。该算法对 ELD

问题进行仿真测试,结果证明该算法是一种有效的求解方法。因此,在处理高维、非线性以及不连续等复杂系统问题上,本文算法将有着较好的实际意义和应用前景。

5 参考文献

- [1] 侯云鹤,熊信良,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.
- [2] 何大阔,王福利,毛志忠,等.遗传算法在电力系统经济负荷分配中的应用[J].系统仿真学报,2007,19(4):890-892.
- [3] 毛亚林,张国忠,朱斌,等.基于混沌模拟退火神经网络模型的电力系统经济负荷分配[J].中国电机工程学报,2005,25(3):65-70.
- [4] 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):109-117.
- [5] 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.
- [6] 刘立衡,韩璞,王东风.混沌遗传算法研究及其在经济负荷分配问题中的应用[J].华北电力大学学报,2010,37(3):92-96.
- [7] 陈如清,俞金寿.混沌粒子群混合优化算法的研究与应用[J].系统仿真学报,2008,20(3):685-688.
- [8] 邹恩,辛建涛,方仕勇,等.ICPSO 算法及其在经济负荷分配中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2012,24(4):19-24.
- [9] Liu Bo, Wang Ling, Jin Yihui, et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. Chaos Solitons and Fractals, 2005, 25(5):1261-1271.
- [10] Cai Jiejin, Ma Xiaoqian, Li Lixiang, et al. Chaotic particle swarm optimization for economic dispatch considering the generator constraints[J]. Energy Conversion and Management, 2007, 48(2):645-653.
- [11] Panigrahi B K, Pandi V, Das S. Adaptive particle swarm optimization approach for static and dynamic economic load dispatch[J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(6):1407-1415.
- [12] Gaing Zhe-Lee. Particle swarm optimization to solve the economic dispatch considering the generator constraints[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(3):1187-1195.
- [13] Immanuel S A, Thanushkodi K. Anti-predatory particle swarm optimization: Solution to nonconvex economic dispatch problems[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(1):2-10.

The Modified Chaotic Particle Swarm Optimization Algorithm in the Economic Load Dispatch

ZOU En¹, XIN Jian-tao², LIN Lan¹, GONG Xin³, LIN Jin-qian¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou Guangdong 510642, China;

2. Shenzhen Guang Tong Industrial Development Company Limited, Guangzhou Guangdong 518057, China;

3. Transformer Center of Suizhou Power Supply Company, Suizhou Hubei 441300, China)

Abstract: A modified particle swarm optimization algorithm was presented in order to overcome the weakness of the particle swarm algorithm which has slow convergence rate and is easily trapped in local optimum. The global optimal performance of optimization algorithm was improved by revising the iterative strategy of the particle swarm and introducing the local search mechanism by Tent chaotic map which has strong ergodicity to enhance the global searching of particles. The modified chaotic particle swarm optimization was applied to the simulation in economic load dispatch of 6 unit and 15unit power system respectively, considering the transmission network losses and constrained conditions of the units operation. The results of the simulation show that the algorithm has a faster convergence rate and better global optimization in solving the economic load dispatch problems in power systems, which were of complex constraints such as: high dimension, nonlinear, non-convex and discrete characteristics etc. Finally, it proves the effectiveness and superiority of this algorithm compared with the other intelligence algorithms.

Key words: Chaos optimization; particle swarm optimization; power system; economic load dispatch

(责任编辑:冉小晓)

(上接第 481 页)

The Research for Application of Green Function Method to Solve Laplace Equation

SANG Ming-huang, ZHOU Hang, DAI Hai-lang

(College of Physics and Communication Electronics, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China)

Abstract: The application of Green function method to solve Laplace equation is presented, and the obtained solution is in an integral form. The proposed method is proved by a typical example and its extension to n -dimension is also given.

Key words: Laplace equation; Green function; the integral form of solution; n -dimension

(责任编辑:冉小晓)