

基于混沌粒子群优化方法的电力系统无功最优潮流

刘自发, 葛少云, 余贻鑫

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津市 300072)

摘要: 针对电力系统无功最优潮流问题, 提出一种混沌粒子群优化(CPSO)方法, 以克服粒子群优化(PSO)方法容易早熟而陷入局部最优解的缺点。该方法结合混沌变量良好的遍历特性及混沌优化的特点, 对即将重合而引起搜索能力下降的粒子赋予混沌状态搜索, 其余粒子仍以常规 PSO 方法搜索, 从而提高 PSO 方法的寻优性能。通过对 IEEE 6, IEEE 14, IEEE 30 和 IEEE 118 测试系统无功最优潮流问题的计算及分析, 表明 CPSO 方法具有很高的搜索效率和诱人的应用前景。

关键词: 粒子群优化; 组合优化; 无功最优潮流; 混沌

中图分类号: TM744; TP18

0 引言

电力系统无功最优潮流问题是一个复杂的多目标、多约束、非线性、非连续、混合整数优化问题。基于变分法的线性规划(LP)、非线性规划(NLP)、二次规划(QP)等传统算法在解决此问题时容易陷入局部最小甚至造成发散^[1]。近年来, 人工智能和计算智能技术取得飞速发展, 一些新型、高效的启发式优化算法如遗传算法(GA)^[2]、禁忌算法(TS)^[3]、模拟退火算法(SA)^[4]及蚁群优化算法(ACO)^[5]等, 在解决电力系统组合优化问题上取得了令人瞩目的成果。本文利用一种新的智能计算方法——粒子群优化(PSO——particle swarms optimization)算法来解决电力系统无功最优潮流问题。目前, PSO 算法在电力系统方面的应用有电力系统有功功率分配^[6]、电力系统状态估计以及电力系统无功优化和电压控制等^[7,8], 这些应用均不同程度地存在早熟问题而易陷入局部最优解。

本文针对这一问题, 结合混沌运动遍历性的特点, 提出了混沌粒子群优化(CPSO)方法。通过对 IEEE 6, IEEE 14, IEEE 30 和 IEEE 118 测试系统的无功最优潮流计算分析, 表明 CPSO 方法具有较好的全局寻优能力。

1 粒子群优化算法及其改进

1.1 基本粒子群优化算法

PSO 是由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1995 年提出的一种基于群体智能演化的进化计算技术^[9,10], 是进化计算领域的一个新的分支。与 GA 类似, PSO 也是一种基于迭代的多点随机搜索算法, 与 GA 不同的是 PSO 算法在寻优过程中无需

复制、选择、交叉和变异等操作, 而是根据粒子速度和当前位置决定搜索路径。PSO 算法从模拟鸟群优美而不可预测的运动中得到启发, 每个优化问题的解就是搜索空间中的一只鸟, 每只鸟在搜索空间中以一定的速度飞行, 这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整。在 PSO 算法中, 鸟被抽象为没有质量和体积的微粒(点), 第 i 个粒子在 N 维空间的位置表示为矢量 $\mathbf{X}_i = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 飞行速度表示为矢量 $\mathbf{V}_i = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ 。在寻优空间中, 每个粒子都有由目标函数决定的适应值, 并且记录自己到目前为止发现的最好位置 $\mathbf{X}_{pbest}$, 该位置可看做是一个粒子的飞行经验; 除此之外, 每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置 $\mathbf{X}_{gbest}$, 该位置可看做是整个粒子群体的社会经验。在第 $k+1$ 步迭代过程中, 每个粒子根据如下公式来更新自己的速度和位置:

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \omega \mathbf{V}_i^k + c_1 \text{rand}() (\mathbf{X}_{pbesti} - \mathbf{X}_i^k) + c_2 \text{rand}() (\mathbf{X}_{gbesti} - \mathbf{X}_i^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, M$; M 为群体数量; $\mathbf{V}, \mathbf{X} \in \mathbf{R}^N$; N 为问题空间的维数; c_1, c_2 为大于 0 的权重因子; $\text{rand}()$ 产生 $[0, 1]$ 的随机数; ω 为惯性权重系数。

式(1)主要通过 3 部分来计算粒子 i 新的速度: 粒子 i 前一时刻的速度; 粒子 i 当前位置到目前粒子本身发现的最好位置之间的距离; 粒子 i 当前位置与目前粒子群体发现的最好位置之间的距离。第 1 部分为粒子保持一定的惯性运行, 反映了粒子的记忆能力; 第 2 部分为单个粒子的认识能力, 反映了个体的思考特性; 第 3 部分为粒子群体的社会认知能力, 反映了群体之间的信息交流和协同合作。

在迭代过程中, PSO 算法的参数选择对算法的性能有直接的影响。粒子群体的规模一般取 20~

40,随着问题规模的逐渐增大。权重系数 w 对于平衡 PSO 算法的收敛性起到很大的作用。 w 的值越大,越有利于粒子搜索更大的空间,算法的全局搜索能力越强; w 的值越小,越有利于粒子在当前解空间里搜索更好的解,算法的局部搜索能力越强。

综合考虑上述情况,一般惯性系数 w 用下式进行自适应调整:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{I_{\text{ter}, \max}} I_{\text{ter}} \quad (3)$$

式中: $w_{\max}$, $w_{\min}$ 分别为惯性系数的最大值和最小值; $I_{\text{ter}, \max}$, I_{ter} 分别为最大迭代次数和当前迭代次数。

权重因子 c_1, c_2 对于 PSO 的收敛性也起到了重要的作用,分别代表粒子飞向个体最优解和全局最优解的加速权重。根据一般的经验, c_1, c_2 设定为 1.5~2.0。此外,在 PSO 的搜索过程中,对于粒子更新的速度有一个最大值的限制。最大速度 $v_{\max}$ 也起着平衡全局和局部搜索能力的作用,一般将速度限值 $v_{\max}$ 设置为变量搜索空间的 20%~40%^[11]。

1.2 混沌粒子群优化

如上所述,在粒子群体的一次迭代寻优过程中,至少有 1 个粒子处于不动状态,其粒子的 $\mathbf{X}_{\text{gbest}} = \mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 。群体中其他粒子逐渐靠近该粒子,当存在一个粒子,其位置距离不动粒子足够近时,相当于 $c_1 = c_2 = 0$,微粒将一直以先前的寻优方向减速飞行,因此只能搜索有限的区域,很难找到问题最优解,可见在很大程度上此粒子的寻优功能被减弱,这也是 PSO 算法陷入局部最优解的原因。为了提高此粒子的搜索性能,必须对即将重叠的粒子进行分离,以便搜索更为广阔的区域。近年来混沌优化得到了广泛应用^[12],所谓混沌遍历,即系统由某个初始状态开始,按照其自身的运动规律,在经过足够长时间后,不重复地经历相空间中的所有状态。混沌遍历较之随机遍历性能更优越,其原因就是混沌遍历的规律性及不重复性,而随机遍历则是无规则运动。

Logistic 方程 $x_{n+1} = ux_n(1-x_n)$ 与其他产生混沌变量的动力系统相比,较为简单,计算量小,使用方便,所以本文采用此方程来构造混沌序列。已经证明,Logistic 方程中 u 在区间 [3.57, 4] 时系统处于混沌区域,在此区间内方程运动轨迹表现出混沌特性。图 1 为初始值分别为 0.501 和 0.502 两个点的混沌演化轨道,初始距离仅为 0.001,采用 Logistic 方程迭代后,两个点逐渐按其 Lyapunov 指数分离。图 1(a)为两个点的演化轨迹,图 1(b)为两个点演化轨迹对应的距离。可以看出,前 6 次迭代两个点的距离还比较近,在图中表现为两个点基本重合;当迭代次数超过 7 次后,两个点迅速分离,分别按照各自的混沌轨道运行。

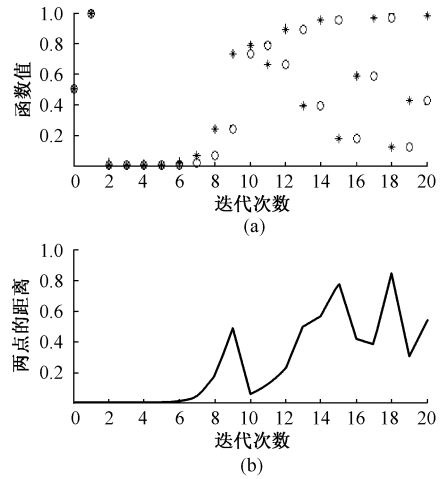


图 1 相邻两点的混沌运动轨迹
Fig. 1 Chaotic track of two neighboring points

可见,即使十分相近的两个点,运用 Logistic 方程,经过若干次迭代后分别产生迥然不同的轨迹。本文运用混沌运动对初始值敏感以及遍历的特性,对粒子群中即将重合的粒子,运用混沌优化中类似载波的方法将优化变量映射到混沌空间中,并把混沌运动的遍历范围与优化变量的取值范围联系起来,经过若干次迭代使邻近的点迅速分离,用以提高 PSO 算法的寻优性能,具体的混沌优化方法可参见文献[13]。

2 无功最优潮流的数学模型

电力系统无功最优潮流问题是一个多变量、非线性、多约束的组合优化问题,其控制变量既有连续变量(如节点电压),又有离散变量(如有载调压分接头挡位、补偿电容器的投切组数),使得优化过程十分复杂。进行无功最优潮流计算一般要对发电机端电压、可调变压器变比、节点补偿无功作综合调整,为此,建立如下以网损最小为目标函数的无功最优潮流模型:

$$\min f(\mathbf{X}_c, \mathbf{X}_s) = \min P_{\text{Loss}} \quad (4)$$

并且满足如下约束方程:

$$\begin{aligned} P_i &= V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ i &\in N_i, i \neq S \\ Q_i &= V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \\ i &\in N_{PQ} \\ V_{\text{Gmin}} &\leq V_G \leq V_{\text{Gmax}} \\ K_{\text{Tmin}} &\leq K_T \leq K_{\text{Tmax}} \\ Q_{\text{Cmin}} &\leq Q_C \leq Q_{\text{Cmax}} \\ V_{\text{Lmin}} &\leq V_L \leq V_{\text{Lmax}} \\ Q_{\text{Gmin}} &\leq Q_G \leq Q_{\text{Gmax}} \\ S_L &\leq S_{\text{Lmax}} \end{aligned}$$

式中: $\mathbf{X}_c \in \mathbf{R}^n$ 且 $\mathbf{X}_c = [V_G, K_T, Q_C]$ 为控制变量,分

别为发电机机端电压、无功补偿容量和有载调压变压器变比; $\mathbf{X}_s \in \mathbf{R}^n$ 且 $\mathbf{X}_s = [V_L, Q_G, P_{ref}]$ 为状态变量, 分别为负荷节点电压、发电机无功出力和平衡节点的有功出力; N_{PQ} 为所有 PQ 节点的集合; S_L 为支路通过的功率。

综合考虑目标函数和约束条件, 本文以下式作为粒子群体优化的目标函数:

$$\min f(\mathbf{X}_c, \mathbf{X}_s) = \min \left(P_{Loss} + \lambda_1 \sum_{\alpha} \left(\frac{V_i - V_{lim}}{V_{imax} - V_{imin}} \right)^2 + \lambda_2 \sum_{\beta} \left(\frac{Q_i - Q_{lim}}{Q_{imax} - Q_{imin}} \right)^2 \right) \quad (5)$$

式中: λ_1, λ_2 分别为违反电压约束和发电机无功出力约束的惩罚因子; α, β 分别为违反节点电压约束和发电机无功出力约束的节点集合; V_{lim}, Q_{lim} 分别为节点 i 的电压和无功的限值; V_{imax}, V_{imin} 分别为节点电压 V_i 的上限和下限; Q_{imax}, Q_{imin} 分别为发电机节点的无功出力 Q_i 的上限和下限。

3 算法实现

运用 CPSO 算法解决无功最优潮流问题的具体计算步骤如下:

步骤 1: 初始化。输入控制变量(发电机机端电压、有载变压器抽头和可调电容器)的维数和上、下限值, 设定状态变量(PQ 节点电压、发电机无功出力及平衡节点的有功出力)的限值; 设置粒子群体的规模 M 、最大迭代次数、惯性系数 w 的上限和下限、权重因子 c_1 和 c_2 的取值、粒子更新的最大速度等参数, 参数设置的原则参照 1.1 节所述。

步骤 2: 在控制变量的变化范围内随机生成 M 个解, 按式(5)计算目标函数值, 取其中最小值作为群体当前的最优解并记录相应的解为 $\mathbf{X}_{gbest}$, 设定每个粒子当前位置为其认知优化解 $\mathbf{X}_{pbest}$, 并设定当前迭代次数 $I_{ter} = 1$ 。

步骤 3: 判断当前迭代次数 I_{ter} 是否到达最大迭代次数 $I_{ter, max}$, 若不满足条件, 置迭代次数 $I_{ter} = I_{ter} + 1$; 反之, 则输出无功最优潮流计算结果。

步骤 4: 由式(1)计算各微粒的飞行速度, 如果飞行速度小于给定的最大速度, 按式(2)更新微粒的

当前位置, 否则设定 $v_{ij}^{k+1} = v_{ij, max}$, 然后按式(2)更新微粒的当前位置。

步骤 5: 查看粒子群体中的重叠状况, 如果有粒子重叠(距离小于给定的误差), 则一个粒子不变, 其他粒子赋予混沌运动。将优化变量按照下式线性映射到混沌变量区间:

$$x_{chaos} = \frac{x_{optimal} - c}{d} \quad (6)$$

式中: c, d 分别为与优化变量取值有关的平移和伸缩因子。

用 Logistic 方程迭代数次后解除混沌, 用式(6)的反变换, 把各混沌变量重新转化到优化变量中。

步骤 6: 检查群体中每个粒子各个控制分量的变化情况, 如果存在越限情况, 则这些分量被限制为约束的上限值或下限值。

步骤 7: 比较每个微粒的目标函数值和当前个体最优解 $\mathbf{X}_{pbest}$ 对应的目标值 f_{pbest} , 若对于某个微粒而言, 其目标值小于 f_{pbest} , 则将当前点作为该微粒当前的个体最优解 $\mathbf{X}_{pbest}$ 。选择所有微粒的个体最优解 f_{pbest} 中的最小值作为微粒群当前迭代过程的全局最优解 f_{gbest} , 并与上一次迭代的 f_{gbest} 比较, 取目标函数值小的点作为群体认知的最优解, 并转到步骤 3。

4 算例分析

本文分别以 IEEE 6, IEEE 14, IEEE 30 和 IEEE 118 为测试系统, 验证提出的优化算法。

IEEE 6 系统数据见文献[14], 该系统包含 2 台发电机和 2 台可调变压器, 2 个无功补偿节点(节点 4 和节点 6), 系统负荷为 $S_{load} = 135 + j36$, 参数的基准容量为 100。取粒子群体规模为 30, 最大迭代次数为 100, 最大和最小惯性常数分别设置为 0.9 和 0.4, 采用 CPSO 的结果如表 1 所示。

上述 4 个算例分别采用 PSO 和 CPSO 连续运行 100 次, 收敛到全局最优解的次数分别是 87, 83, 78, 77 和 98, 96, 97, 94。二者的比较见图 2。图中横轴坐标 1, 2, 3, 4 分别代表 IEEE 6, IEEE 14,

表 1 IEEE 6 节点系统无功最优潮流结果及比较

Table 1 Optimal results and different methods comparison in IEEE 6-bus reactive power optimization calculation

潮流及 方法	变压器变比		发电机电压		无功补偿容量		发电机无功		负荷节点电压				有功 损耗
	T_{65}	T_{43}	V_{G1}	V_{G2}	Q_{C4}	Q_{C6}	Q_{G1}	Q_{G2}	V_3	V_4	V_5	V_6	
下限	0.9	0.9	1.1	1.0	0.0	0.0	-0.2	-0.2	0.9	0.9	0.9	0.9	
上限	1.1	1.1	1.1	1.15	0.05	0.055	1.0	1.0	1.1	1.1	1.1	1.1	
初始潮流	1.000	1.000	1.050	1.100	0.000	0.000	0.443	0.277	0.923	0.938	0.907	0.922	0.108 0
复合型法	0.953 9	0.984 1	1.093 5	1.145 2	0.050 0	0.055 0	0.328 4	0.173 6	1.002 9	1.004 7	1.002 3	0.987 5	0.088 0
遗传算法	0.921 7	0.954 7	1.100 0	1.150 0	0.050 0	0.050 0	0.426 6	0.138 5	1.024 0	0.997 4	1.018 9	0.976 6	0.087 7
禁忌搜索法	0.949 3	0.983 4	1.100 0	1.141 7	0.050	0.055	0.392	0.165	1.002	1.004	1.002	0.984	0.088 6
本文方法	0.931 9	0.947 0	1.100 0	1.150 0	0.050	0.055	0.424 0	0.135 4	1.034	0.997	1.016	0.978	0.087 24

IEEE 30 和 IEEE 118 测试系统。图 2 中明显可见采用混沌机制后的 CPSO 比 PSO 具有更高的全局寻优能力,可以比较有效地克服 PSO 的早熟问题。

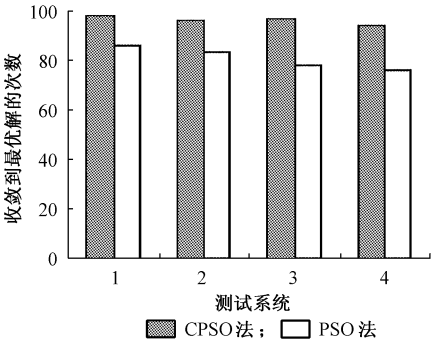


图 2 CPSO 与 PSO 不同测试系统收敛情况比较
Fig. 2 Convergence ability comparison between CPSO and PSO in the given test cases

图 3 是上述两种方法在 IEEE 30 测试系统中粒子群体的重叠状况。如 1.2 节所述,如果两个粒子发生了重叠,它们的寻优性能就会下降。

在 PSO 中,当迭代次数超过 40 次时,重叠的粒子数急速增加(如图 3 的 PSO 曲线);迭代超过 60 次以后,群体基本上失去了寻优性能。在 CPSO 中,一旦发生粒子重叠的情况,则采用 Logistic 映射使之分离(如图 3 的 CPSO 曲线),可见重叠的粒子数始终保持在一个较低的水平,从而增强了算法的寻优性能。

IEEE14 节点系统包含 2 台发电机、3 台可调

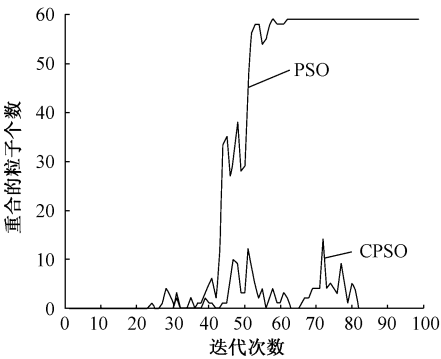


图 3 CPSO 和 PSO 重合粒子数状况
Fig. 3 Overlapping swarms condition in CPSO and PSO methods

变压器及 3 个无功补偿点^[10];IEEE 30 节点系统包含 6 台发电机、4 台可调变压器及 9 个无功补偿节点^[15];IEEE 118 节点系统有 54 台发电机、9 台可调变压器以及 14 个无功补偿节点^[16]。这 3 个算例的 PV 节点电压为 0.9~1.1,PQ 节点电压为 0.95~1.05,变压器抽头为 0.9~1.1,无功补偿节点的容量约束见文献^[14~16]。

在优化计算过程中,粒子群体规模随着优化变量的增加适当增加,在 IEEE 6,IEEE 14,IEEE 30 和 IEEE 118 测试系统中,粒子群体规模取值分别为 30,30,40 和 50,最大迭代次数均为 100。潮流计算采用基于 MATLAB 语言 MatPower 软件包的 Newton-Raphson 法。表 2 为测试系统计算结果。

表 2 测试系统的计算结果
Table 2 Results of given test cases

测试系统	初始网损	最低电压	最低电压		优化后网损		降损率/(%)	
			比较算法	CPSO	比较算法	CPSO	比较算法	CPSO
IEEE 6	0.108 00	0.907 2	0.976 6 ^[14]	0.978 2	0.087 7 ^[14]	0.087 20	18.80 ^[14]	19.26
IEEE 14	0.167 96	0.860 1	0.965 2 ^[8]	1.001 9	0.133 2 ^[8]	0.128 30	20.70 ^[8]	23.61
IEEE 30	0.084 54	0.916 4	1.027 5 ^[15]	1.044 1	0.071 0 ^[15]	0.065 65	16.02 ^[15]	22.34
IEEE 118	1.325 20	0.931 4	0.960 1 ^[16]	0.965 8	1.156 3 ^[16]	1.143 70	12.75 ^[16]	13.70

注:比较算法中,文献^[14]采用 GA,文献^[8]采用 PSO,文献^[15]采用非线性同伦内点法,文献^[16]采用进化规划法。

由计算结果可见,本文提出的 CPSO 法能够有效地降低网损和改善电压质量,比 PSO 法具有更好的全局寻优能力,得到的结果也比文献^[14~16]所提出的方法优越。IEEE 30 节点测试系统网损优化的动态演化过程如图 4 所示。

5 结语

PSO 算法在优化过程中充分发挥了个体和群体的认知、协调能力,是一种全新的智能优化算法,可以解决大规模混合非线性组合优化问题。本文提出的 CPSO 算法结合了混沌对初始值的敏感性和混沌变量本身的遍历性特点,有效地克服了 PSO 算法

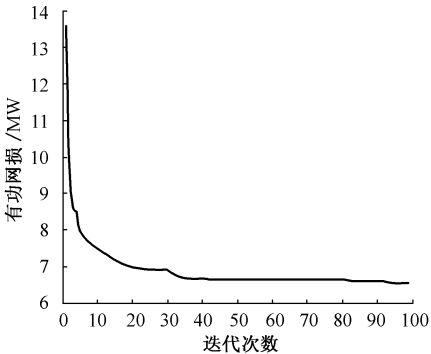


图 4 优化网损的动态演化过程
Fig. 4 Real power loss variation in optimization

的早熟问题。通过几个 IEEE 典型测试系统的计算及分析,表明了 CPSO 算法成功地应用于电力系统无功最优潮流问题的可行性和有效性。由于 PSO 算法刚刚开始应用于电力系统优化领域,其具体的参数设置还需进一步研究。

参 考 文 献

- [1] IBA K. Reactive Power Optimization by Genetic Algorithm. IEEE Trans on Power Systems, 1994, 9(2): 685—692.
- [2] LEE K Y, BAI Xiao-min, PARK Y M. Optimization Method for Reactive Power Planning by Using a Modified Simple Genetic Algorithm. IEEE Trans on Power Systems, 1995, 10(4): 1843—1850.
- [3] WEN E S, CHANG C S. Tabu Search Approach to Alarm Processing in Power Systems. IEE Proceedings—Generation, Transmission and Distribution, 1997, 144(1): 31—38.
- [4] LIU Chih-wen, JWO Wu-shun, LIU Chun-chang et al. A Past Global Optimization Approach to Var Planning for the Large-scale Electric Power Systems. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(1): 437—443.
- [5] DORIGO M, DI C G. Ant Colony Optimization: A New Meta-heuristic. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, Vol 2. Washington (USA): 1999. 1470—1477.
- [6] GAING Z L. Particle Swarm Optimization to Solving the Economic Dispatch Considering the Generator Constraints. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3): 1187—1195.
- [7] NAKA S, GENJI T, YURA T et al. Practical Distribution State Estimation Using Hybrid Particle Swarm Optimization. In: Proceedings of IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, Vol 2. Perth (Australia): 2001. 815—820.
- [8] FUKUYAMA Y, YOSHIDA H. A Particle Swarm Optimization for Reactive Power and Voltage Control in Electric Power Systems. In: Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, Vol 1. Seoul (South Korea): 2001. 87—93.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Vol 4. Perth (Australia): 1995. 1942—1948.
- [10] EBERHART R, KENNEDY J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. In: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya (Japan): 1995. 39—43.
- [11] EL-GALLAD A, EL-HAWARY M, SALLAM A et al. Enhancing the Particle Swarm Optimizer via Proper Parameters Selection. In: Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Vol 2. Canada: 2002. 792—797.
- [12] 刘盛松,侯志俭,蒋传文. 基于混沌优化和 BFGS 方法的最优潮流算法. 电力系统自动化, 2002, 26(10): 13—17.
LIU Sheng-song, HOU Zhi-jian, JIANG Chuan-wen. Optimal Power Flow Algorithm Based on Chaos Optimization and BFGS Method. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(10): 13—17.
- [13] 李兵,蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613—615.
LI Bing, JIANG Wei-sun. Chaos Optimization Method and Its Application. Control Theory and Applications, 1997, 14(4): 613—615.
- [14] ZHANG Hai-bo, ZHANG Li-zi, MENG Fan-ling. Reactive Power Optimization Based on Genetic Algorithm. In: Proceedings of 1998 International Conference on Power System Technology, Vol 2. Beijing (China): 1998. 1448—1453.
- [15] 刘明波,李健,吴捷. 求解无功优化的非线性同伦内点法. 中国电机工程学报, 2002, 22(1): 1—7.
LIU Ming-bo, LI Jian, WU Jie. Nonlinear Homogeneous Interior-point Method for Reactive Power Optimization. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(1): 1—7.
- [16] YAN W, LU S, YU D C. A Novel Optimal Reactive Power Dispatch Method Based on an Improved Hybrid Evolutionary Programming Technique. IEEE Trans on Power Systems, 2004, 19(2): 913—918.

刘自发(1973—),男,博士研究生,从事电力系统安全运行与配电网优化规划等方面的研究。E-mail: grey_sky@eyou.com

葛少云(1964—),男,副教授,硕士生导师,从事城市电网规划和配电系统自动化等方面的研究。

余贻鑫(1936—),男,教授,博士生导师,主要从事电力系统安全运行与稳定性及城网规划等方面的研究。

Optimal Reactive Power Dispatch Using Chaotic Particle Swarm Optimization Algorithm

LIU Zi-fa, GE Shao-yun, YU Yi-xin
(Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To deal with optimal reactive power dispatch problem, this paper presents chaotic particle swarms optimization (CPSO) to avoid the premature phenomenon of PSO. According to the advanced searching ability of chaotic variables, overlapping agents with poor optima searching ability are transformed into chaotic swarms while the other continue their PSO process in order to improve the method's global searching performance. The proposed algorithm is tested on IEEE 6-bus, IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE 118-bus systems. The results show its high efficiency and promising practical applications.

Key words: particle swarm optimization; combinational optimization; reactive power dispatch; chaos