

基于粒子群算法与内点算法的无功优化研究

张锋, 段余平, 邱军, 冯小琴

(武钢股份能源动力总厂, 湖北 武汉 430080)

摘要: 提出了基于改进粒子群算法和预测-校正内点法的解耦无功优化算法。通过引入时代因子和邻近变异策略, 同时采用分段处理方法对粒子群算法进行改进。运用预测-校正算法替代原-对偶内点, 使得在内点法寻优过程中的迭代步长加大, 同时避免寻优过程中振荡的出现。将改进粒子群算法和预测-校正内点算法分别用于无功优化的离散优化和连续优化子问题。将所提出的方法应用于 IEEE30 节点和 IEEE118 节点的系统。算例表明: 与采用传统粒子群算法和原-对偶内点算法的混合无功优化相比, 提出的方法在计算速度和优化效果方面都具有明显的优势。

关键词: 无功优化; 粒子群算法; 内点法; 预测-校正内点算法

Research on reactive power flow based on particle swarm optimization and interior point method

ZHANG Feng, DUAN Yu-ping, QIU Jun, FENG Xiao-qin

(Energy and Power Plant, Wuhan Iron & Steel Group Corp (WISCO), Wuhan 430080, China)

Abstract: Decoupling reactive power optimization method is proposed. By introducing the time factor and the neighboring mutation strategies, while using segmentation approach to improve particle swarm optimization. The use of predictor-corrector algorithm makes the iteration step length longer while avoiding oscillating. The improved particle swarm optimization and prediction-correct interior point algorithm are used to discrete optimization and continuous optimization sub-problems of reactive power optimization respectively. The proposed formulation is applied to an equivalent of an area of the IEEE 30 and 118 buses test system and the results illustrate that the proposed method is effective in calculation speed and optimization result.

Key words: reactive power flow; particle swarm optimization; interior point method; predictor-corrector interior point method

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)13-0011-06

0 引言

电力系统无功优化是一个多变量、多约束的混合非线性问题, 也称非线性混合整数规划问题^[1]。可投切并联电容器组(或电抗器组)的无功出力 and 可调变压器的分接头位置是非连续变化的, 视为离散控制变量, 而发电机机端电压则视为连续控制变量。

对于离散控制变量的优化问题, 智能优化算法是近年来研究的热点, 其特征是采用概率搜索。对于能有限枚举的问题, 采用概率搜索是一种效率较高的方法, 因此对于整数规划问题, 智能优化算法显示出其独有的优势。近年来出现的智能优化算法, 如遗传算法、粒子群算法、蚁群算法均被用于无功优化问题以测试其性能。而对于连续控制变量优化, 以非线性内点算法为代表的确定性优化则是研究的主向。由于诸如发电机端电压等连续控制变量的存在, 因此将使上述智能优化算法在处理连续变量问

题时大打折扣, 而离散变量的离散性则使确定性优化方法面临规整、越限等实用化问题。因此相关学者提出了将离散变量和控制变量解耦的优化思路。文献[2]中提出了一种将非线性内点算法内嵌入遗传算法的优化策略, 测试结果表明, 此方法比单一应用遗传算法或者内点算法要优越。文献[3]中亦探讨了内点算法和遗传算法的混合优化问题, 但作者对文献[2]中的优化策略进行了改变, 将原来的内嵌入式策略改为交替式优化策略, 作者给出的测试结果表明无论是在迭代效率还是在优化结果上, 交替优化方法都优于前者。

粒子群算法和内点算法混合求解用于无功优化问题亦有报道。粒子群算法最早是用于连续变量的概率搜索问题^[4], Clerc 通过对离散变量的运算关系定义提出了离散粒子群算法(DPSO)^[5]。文献[6]则将 DPSO 用于输电网的扩展规划问题, 研究结果表明了 DPSO 具有相对较好的全局优化能力。文献[7]

运用交替解耦的优化策略,将粒子群算法和非线性内点算法结合在一起,显示了其良好的寻优能力和收敛速度。文献[8]则将新的智能算法——蚁群算法和内点算法结合在一起,作者的测试结果表明其和粒子群优化效果相当。

离散变量和连续变量解耦的交替优化被证明是解决无功优化问题的一种比较理想的方法。针对此类方法的改进应从两类变量的优化算法入手。针对离散变量优化的改进需要同时关注其全局寻优能力和优化速度,这样才能充分发挥智能算法之优势。对于连续变量优化,目前采用如梯度法^[9],牛顿法^[10]和内点法等确定性优化方法,对于其改进主要是集中于提高收敛速度,从而将其应用于大系统动态无功优化问题。

本文针对粒子群算法和内点算法相结合的无功优化,针对离散优化子问题提出对离散粒子群算法的改进方法,而针对连续优化子问题则提出对内点算法的改进策略,从而使整体的寻优速度加快,寻优效果更佳。

1 无功优化数学模型

电力系统的无功优化模型可以表述为:

$$\begin{cases} \min & f(x) \\ \text{s.t.} & g(x)=0 \\ & \underline{h} \leq h(x) \leq \bar{h} \end{cases} \quad (1)$$

$x \in R^N$, 为包含控制变量和状态变量的 N 维列向量; $x=[Z, U_C, U_D]$, 此时 Z 为各电压幅值和发电机无功注入功率组成, U_C 为发电机端电压组成的连续控制变量, U_D 为无功补偿装置和可调变压器分接头组成的离散控制变量。其中 f 为目标函数, 若以全网网损最小, 此时

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \in i} G_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (2)$$

$g(x)$ 为潮流约束方程。不等式约束方程 $h(x)$ 各个控制变量和状态变量的值在允许范围内。

2 粒子群优化算法及其改进

PSO 算法所采用的“速度-位移”模型的数学描述如下: 在 D 维搜索空间中有 m 个粒子, 粒子 $i(i=1, 2, \dots, m)$ 的位置为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 它所经历过的最优位置记为 $PBest_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 相应的适应值被称为个体极值 $fPBest_i$; 粒子群经历过的最优位置记作

$$PBest_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$$

相应的适应值被称为全局极值 $fGBest$; 粒子的飞行速度用 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示。则粒子根据如下公式来更新自己的速度和位置:

$$\begin{cases} v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + C_1 \cdot Rand_1() \cdot (p_{id}^t - x_{id}^t) + \\ \quad C_2 \cdot Rand_2() \cdot (p_{gd}^t - x_{id}^t) \\ x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (3)$$

式中: $t, t+1$ 为迭代次数; C_1, C_2 为加速常数; $Rand_1(), Rand_2()$ 为在 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数; ω 为惯性权重, 为了改善粒子群算法的收敛性而引入。常用的表达式为如式(4)示。也有其他构造方式, 如文献[11]中的自适应构造方法。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{N_{\max}} \times n \quad (4)$$

式中: N_{\max} 为最大迭代次数; n 为当前迭代次数。

在本文的测试算例中取 $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ 。

Clerc 的离散粒子群算法定义了两种离散值及其之间的运算。具体可以参见文献[5]或者文献[6]的阐述。本文采用文献[6]给出的算子记法, 离散粒子群算法可以记为式(5)所示方程。

$$\begin{cases} v_{id}^{t+1} = \omega \cdot v_{id}^t \oplus C_1 \cdot (p_{id}^t \ominus x_{id}^t) \oplus C_2 \cdot (p_{gd}^t \ominus x_{id}^t) \\ x_{id}^{t+1} = x_{id}^t \otimes v_{id}^{t+1} \quad i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (5)$$

由于 DPSO 算法和 PSO 算法具有统一性, 因此两种算法具有一致迭代寻优原理。

不论是在式(3)还是式(5), C_1 和 C_2 认为是学习因子(加速因子), 分别调向个体最好粒子和全局最好粒子方向的步长。

文献[12]研究了离散粒子群优化算法, 给出了 DPSO 四种运算的矢量图。文献从社会认知的角度, 剖析了学习因子 C_1 和 C_2 的含义: C_1 表示个体学习自身成功行为的能力, 而 C_2 表示学习社会成功行为的能力。除此之外作者指出, 可加入另一学习因子, 表示为学习本次迭代成功行为的能力, 定义为时代因子 C_3 。作者对算法进行深入的分析后得出: 引入时代因子使迭代寻优速度更快; 对式(5)的分段计算进一步加快优化速度; 对 DPSO 采用逆变优化策略、受蚁群启示的变异优化策略和近邻搜索变异策略能改善其全局优化能力。运用文献中的思想将离散粒子群算法改进为式(6)的分段运算。

$$\begin{cases} x_{id}^t = x_{id}^t \otimes v_{id}^t \\ x_{id}^t = x_{id}^t \oplus C_3 \cdot (p_{ct}^t \ominus x_{id}^t) \\ x_{id}^t = x_{id}^t \oplus C_1 \cdot (p_{id}^t \ominus x_{id}^t) \\ x_{id}^{t+1} = x_{id}^t \oplus C_2 \cdot (p_{gd}^t \ominus x_{id}^t) \end{cases} \quad (6)$$

式中 p_{ct}^t 为定义的当前代粒子最优位置, 因此改进后的粒子群将在向当前代最优值逼近的同时, 同时向个体最优和全局最优逼近。值得注意的是文献[12]中变异优化策略是根据 TSP 问题提出, 对于无功优化, 逆转变异优化策略经测试效果较差, 因此本文采用近邻搜索变异的优化策略。

如采用式(2)作为目标函数, 采用粒子群算法的构造如下式(7)形式:

$$\min F = f + \lambda_1 \sum (Z_{i\max} - Z_i) + \lambda_2 \sum (Z_i - Z_{i\min}) \quad (7)$$

其中: 第 2、3 项为惩罚函数部分, 对应连续变量 Z 的越限惩罚函数; λ_1 , λ_2 为权重系数; Z 为状态变量。

3 非线性内点算法及改进

针对式(1), 引入松弛变量 $l > 0$, $u > 0$, $l \in R^r$, $u \in R^r$, r 为全部不等式约束的个数, 将式(1)中的不等式约束转化为等式约束, 并将目标函数改造为障碍函数, 可得

$$\min f(x) - \mu \left(\sum_{j=1}^r \ln l_j + \sum_{j=1}^r \ln u_j \right) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \quad & g(x) = 0 \\ & h(x) + u - \bar{h} = 0 \\ & h(x) - l - \underline{h} = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

其优化的拉格朗日函数为:

$$L(x, y, z, l, u, w, \mu) = f(x) - \mu \left(\sum_{j=1}^r \ln l_j + \sum_{j=1}^r \ln u_j \right) - y^T g(x) - z^T [h(x) + u - \bar{h}] - w^T (h(x) - l - \underline{h}) \quad (10)$$

由 KKT 必要条件可得

$$\begin{cases} L_l^u = LZe - \mu e = 0 \\ L_z = h(x) - l - \bar{h} = 0 \\ L_u = UWe + \mu e = 0 \\ L_w = h(x) + u - \bar{h} = 0 \\ L_x = \nabla_x f(x) - \nabla_x g(x)y - \nabla_x h(x)(z + w) = 0 \\ L_y = g(x) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $L = \text{diag}(l_1, l_2, \dots, l_r)$; $U = \text{diag}(u_1, u_2, \dots, u_r)$; $Z = \text{diag}(z_1, z_2, \dots, z_r)$; $W = \text{diag}(w_1, w_2, \dots, w_r)$ 。牛顿迭代解法求解式(11)所示的非线性方程组, 进行一次泰勒展开得修正方程:

$$\begin{bmatrix} L & Z & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -I & 0 & 0 & \nabla_x^T h(x) & 0 \\ 0 & 0 & U & W & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & \nabla_x^T h(x) & 0 \\ \nabla_x h(x) & 0 & \nabla_x h(x) & 0 & H & \nabla_x g(x) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \nabla_x^T g(x) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta z \\ \Delta l \\ \Delta w \\ \Delta u \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} =$$

$$[-LZe + \mu e, -(h(x) - l - \bar{h}), -UWe - \mu e,$$

$$-(h(x) + u - \bar{h}), L_x, -g(x)]^T \quad (12)$$

式中:

$$\begin{aligned} H &= -\nabla_x^2 f(x) + \nabla_x^2 h(x)(z + w) + \nabla_x^2 g(x)y \\ L_x &= \nabla_x f(x) - \nabla_x g(x)y - \nabla_x h(x)(z + w) = 0 \end{aligned}$$

记方程(12)左端的系数矩阵为 W , 记当前迭代变量 $\rho = (z, l, w, u, x, y)^T$, 修正量为 $\Delta\rho$, b_0 , 则式(12)可简写为:

$$W \Delta\rho = b_0 \quad (13)$$

易知当本次迭代变量已知, b_0 仅与对数壁垒参数 μ 。原对偶内点算法采用互补间隙 G_{gap} 与中心参数 σ 来计算对数壁垒参数:

$$G_{\text{gap}} = l^T z - u^T w \quad (14)$$

$$\mu = \sigma \frac{G_{\text{gap}}}{2r} \quad (15)$$

在每次迭代中, 采用牛顿法求解式(12), 得到当前迭代中的修正量 $\Delta\rho$, 由步长 α 和修正向量 $\Delta\rho$ 更新变量 $\rho = \rho + \alpha\Delta\rho$ 。 α 的取值方法参考文献[13]。

原对偶内点法中, 由式(12)可知, 中心参数给定, 因此寻优方向将沿着一个确定方向进行, 但这个中心参数确定的方向不一定是最佳寻优方向, 同时原对偶内点法不能考虑松弛条件的二次特性, 收敛速度较慢。为解决这个问题, 提高连续变量寻优的速度以期总体上提高无功优化的寻优速度, 本文采用改进的原对偶内点算法—预测-校正内点算法替代传统的原对偶内点法。

将式(11)的第 1、3 方程保留泰勒展开中与 L_l 和 L_u 相关的项, 此时修正方程变为:

$$\begin{bmatrix} L & Z & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -I & 0 & 0 & \nabla_x^T h(x) & 0 \\ 0 & 0 & U & W & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & \nabla_x^T h(x) & 0 \\ \nabla_x h(x) & 0 & \nabla_x h(x) & 0 & H & \nabla_x g(x) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \nabla_x^T g(x) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta z \\ \Delta l \\ \Delta w \\ \Delta u \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} -LZe \\ -(h(x)-l-\bar{h}) \\ -UWe \\ -(h(x)+u-\bar{h}) \\ L_x \\ -g(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu e - \Delta L \Delta Ze \\ 0 \\ \mu e - \Delta L \Delta We \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

记 b_{yc}, b_{jz} 分别为方程(16)右端的第1、第2项,式(16)可简写如下:

$$W \Delta \rho = b_{yc} + b_{jz} \quad (17)$$

在预报阶段先解线性方程

$$W \Delta \rho_{yc} = b_{yc} \quad (18)$$

计算出仿射方向 $\Delta \rho_{yc}$, 同时计算迭代步长, 迭代步长按文献[13]给出的方法计算。由式(14)计算出补偿间隙 G_{gap} , 然后根据式(19)计算出预报的求解阶段的互补间隙 G_{gap}^{yc} , 由式(20)估计出中心参数 σ , 并将中心参数 σ 和补偿间隙 G_{gap} 代入式(21)计算出对数壁垒参数 μ :

$$G_{gap}^{yc} = (1 + a_{yc} \Delta l_{yc})^T (z + a_{yc} \Delta z_{yc}) - (u + a_{yb} \Delta u_{yb})^T (w + a_{yb} \Delta w_{yb})^T \quad (19)$$

$$\sigma = \left(\frac{G_{gap}^{yc}}{G_{gap}} \right)^2 \quad (20)$$

$$\mu = \sigma \frac{G_{gap}}{2r} = \left(\frac{G_{gap}^{yc}}{G_{gap}} \right)^2 \frac{G_{gap}}{2r} \quad (21)$$

再由对数壁垒参数计算出 b_{jz} , 再解方程(16), 求解修正向量, 求解修正步长, 由步长 α 和修正向量 $\Delta \rho$ 更新变量。

测试结果表明, 预测-校正内点算法, 通过动态预测中心参数的取值, 较好地协调了最优性与可行性之间的关系, 有效地防止了迭代振荡的情况发生。虽然预测-校正内点算法每次需要解两个方程, 但两个方程的系数矩阵相同, 增加的只是一个前代和回代的过程。并且由于预测-校正内点算法可以采用比传统内点算法相对较大的步长, 因此预测-校正内点算法在解算大系统或动态优化时候具有较大的优势, 另外可以用矩阵分块技术、解耦技术提高其计算效率。

4 混合优化策略及实现

本文采用的混合优化策略如下:

初始解采用忽略离散约束的预测-校正内点法求得。在初始解的基础上, 根据变量性质, 将无功优化问题分为连续优化和离散优化两个子问题, 交替采用改进的粒子群算法和预测-校正内点法求解。

在离散优化子问题中, 以连续优化结果为基础, 假定发电机机端电压不变, 控制变量为无功离散补偿点和有载调压器的分接头, 如式(1)所示。

在连续优化子问题中, 以离散变量优化的结果为基础, 并保持离散控制变量恒定, 控制变量为发电机的机端电压。

实际上, 离散变量和控制变量的解耦, 其原理如同文献[14]中的 Bender 分解技术, 只是两类变量的性质有所区别而已。如果将此技术推广行之, 对于无功优化来说, 可以将变量解耦为三个, 其一为无功离散控制节点, 其二为有载调压器分接头, 其三为发电机机端电压。过多的解耦不一定适用, 对于此类问题的研究, 将在后续工作中给出。

本文提出混合优化策略实现如下:

(1) 忽略离散变量约束, 采用预测-校正内点法, 得到初始解 U_C^0, U_D^0 ;

(2) 令 $U_C^0 = U_C^0$, 迭代次数 $k=1$;

(3) 保持 U_C^0 不变, 采用改进离散粒子群算法求解离散优化子问题, 得到 U_D^* ;

(4) 令 $U_D^0 = U_D^*$;

(5) 保持 U_D^0 不变, 采用预测-校正内点算法求解连续优化子问题, 得到 U_C^* ;

(6) 检验是否满足收敛条件, 即最优解保持不变的迭代此时是否达到设定值;

(7) 若满足, 计算结束, 否则令 $U_C^0 = U_C^*$, $k=k+1$, 转 (3)。

5 算例

5.1 混合算法的提出

首先考察采用单一算法的性能。以 IEEE30 系统和 IEEE118 为例, IEEE30 节点数据取自文献[15]中数据, 而 IEEE118 数据来源于文献[16], 为了测试无功优化效果, 将其中部分负荷数据进行了更改。分别采用粒子群算法和内点算法求解。其中粒子群算法采用文献[17]中的混合粒子群算法求解, 粒子种群规模取为 30。内点算法采用前文所述的原对偶内点算法。

表 1 单一优化算法的优化结果
Tab.1 Optimal results by pure methods

参数	混合粒子群		内点算法	
	IEEE30	IEEE118	IEEE30	IEEE118
优化前网损/p.u.	0.05720*	1.4266*	0.05720*	1.4266*
优化后网损/p.u.	0.05391	1.2110	0.05212	1.1904
迭代次数/次	47	73	9	14
迭代时间/s	24.78	42.66	1.01	5.21

表中*表示存在电压或发电机无功出力越限情况。

粒子群算法迭代时间消耗较多, 但和文献[3]中的遗传算法效果相比, 粒子群算法在速度和全局寻优能力上, 都要好于前者。粒子群算法还有一个显著的优势就是对于迭代次数随着系统规模的增加, 其迭代次数未呈指数级的增长, 这也是遗传算法所不能达到的。如表 1 的计算结果, 30 节点的迭代次数为 47 次, 118 节点的迭代次数仅为 73 次。内点算法在迭代次数和计算时间上, 都明显比其他算法优越, 如果将离散变量与连续变量解耦, 效果将更加明显, 同时解耦也会使粒子群算法的搜索空间变小, 更加快了算法收敛的速度。可以预见的是, 如果离散部分采用了粒子群算法, 迭代时间会在原有单单采用内点法基础上略有增加, 毕竟粒子群算法本质是概率搜索方法, 下一节的算例也验证了这点。

5.2 混合算法及其改进

仍然以文献[15-16]中的数据为例, 此节采用两种混合解法求解。第一种采用离散粒子群和内点法混合的交替寻优算法。第二种采用本文提出的改进方法, 分别对粒子群和内点算法进行改进。计算结果如表 2 所示。

表 2 混合优化法及改进的优化结果

Tab. 2 Comparison of optimal results between hybrid methods and improved method

参数	混合优化		改进混合优化	
	IEEE30	IEEE118	IEEE30	IEEE118
优化前网损/p.u.	0.05720*	1.4266*	0.05720*	1.4266*
优化后网损/p.u.	0.05244	1.1754	0.05149	1.1204
迭代次数/次	21	38	18	26
迭代时间/s	14.45	21.54	8.89	18.22

由表 2 可以看出, 采用混合优化的方法, 迭代时间比单一采用粒子群算法缩短了 50% 还多。并且随着系统规模的增大, 这种缩短时间的量更多。对混合优化的改进, 不仅使得粒子群算法寻优所费的总体时间变小, 同时由于变异思想的引入, 提高了其全局寻优能力。采用预测-校正内点算法替代原来

的单一原对偶内点算法, 使对中心参数的选取更为合理, 从而提高其收敛的速度。值得注意的是当对小系统采用预测-校正内点算法, 其优越性将不能完全体现出来。因此, 预测-校正内点算法更适用于大系统的优化计算, 尤其是动态优化。

两个节点系统在两种算法下, 迭代过程如图 1 和图 2 所示。可以看出虽然粒子群算法为概率搜索的方法, 但由于其具有方向性强等特点, 所以收敛速度有所提高。而改进后的混合算法在刚开始的时候, 收敛速度较未改进算法的收敛速度加快明显, 随着逐步接近于最优解, 改进算法的优势将逐步丧失, 但总的来说改进算法在全局寻优能力和收敛速度上是有所提高的, 特别是大系统的无功优化问题。

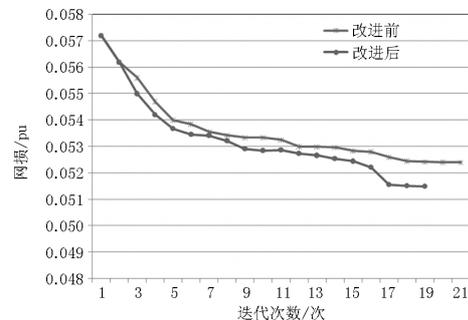


图 1 30节点改进混合算法迭代过程

Fig.1 Iteration process of 30-bus system

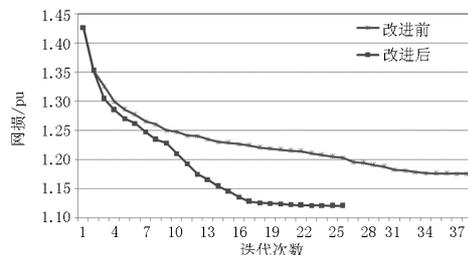


图 2 118节点改进混合算法迭代过程

Fig.2 Iteration process of 118-bus system

6 结论

运用改进的离散粒子群算法不仅能提高粒子群算法的寻优速度, 同时能提高其全局寻优能力。预测-校正内点算法通过动态预测中心参数的取值, 较好地协调了最优性与可行性之间的关系, 有效地防止了迭代振荡的情况发生, 并且其大步长迭代亦能改善收敛速度。将改进离散粒子群算法和预测-校正内点算法分别用于无功优化的离散优化子问题和连续优化子问题, 能大大改善其优化速度和全局寻优能力, 试验结果表明了本文提出的方法正确可靠。

参考文献

- [1] 程莹, 刘明波. 含离散变量的大规模电力系统无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 54-60.
CHENG Ying, LIU Ming-bo. Reactive-power optimization of large-scale power systems with discrete control variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 54-60.
- [2] Soto J R O, Domellas C R R, Falcao D M. Optimal reactive power dispatch using a hybrid formulation: genetic algorithms and interior point[J]. Power Tech Proceedings, 2001, 3: 10-13.
- [3] YAN Wei, LIU Fang, Chung C Y. A hybrid genetic algorithm-interior point method for optimal reactive power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(3): 1163-1169.
- [4] Jarboui B, Damak N, Siarry P, et al. A combinatorial particle swarm optimization for solving multi-mode resource-constrained project scheduling problems[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 195(1): 299-308.
- [5] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability convergence in a multi-dimensional complex space[J]. Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [6] 胡家声, 郭创新, 叶彬, 等. 离散粒子群优化算法在输电网络扩展规划中的应用[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(20): 31-36.
HU Jia-sheng, GUO Chuang-xin, YE bin, et al. Application of discrete particle swarm optimization to transmission network expansion planning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(20): 31-36.
- [7] 姚煜, 盛四清, 曹蕴. 离散粒子群与内点法的无功优化混合策略[C]//中国高等学校电力系统及其自动化专业第二十四届学术年会论文集(上册). 2008.
- [8] 李秀卿, 王涛, 王凯, 等. 基于蚁群算法和内点法的无功优化混合策略[J]. 继电器, 2008, 36(1): 22-26.
LI Xiu-qing, WANG Tao, WANG Kai, et al. A hybrid strategy based on ACO and IPM for optimal reactive power flow[J]. Relay, 2008, 36(1): 22-26.
- [9] Dommel H, Tinney W F. Optimal power flow solutions[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1986, PAS-87(10): 1866-1876.
- [10] Sasson A M. Decomposition techniques applied to the nonlinear programming load-flow method[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1970, 89(1): 78-82.
- [11] 韩江洪, 李正荣, 魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(10): 2969-2971.
HAN Jiang-hong, LI Zheng-rong, WEI Zhen-chun. Adaptive particle swarm optimization algorithm and simulation[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(10): 2969-2971.
- [12] 余伶俐, 蔡自兴. 改进混合离散粒子群的多种优化策略算法[J]. 中南大学学报, 2009, 40(4): 1048-1053.
YU Ling-li, CAI Zi-xing. Multiple optimization strategies for improving hybrid discrete particle swarm[J]. Journal of Central South, 2009, 40(4): 1048-1053.
- [13] 徐进东, 丁晓群, 覃振成, 等. 基于非线性预报-校正内点法的电力系统无功优化研究[J]. 电网技术, 2005, 29(9): 36-40.
XU Jin-dong, DING Xiao-qun, QIN Zhen-cheng, et al. A nonlinear predictor-corrector interior point method for reactive power optimization in power system[J]. Power System Technology, 2005, 29(9): 36-40.
- [14] 王成山, 张义. 基于 Bender's 分解和内点法的无功优化规划[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 5(4): 47-50.
WANG Cheng-shan, ZHANG Yi. Optimal reactive power planning using Bender's decomposition technique and interior point method[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2003, 5(4): 47-50.
- [15] 解伟. 基于改进粒子群算法的无功优化研究与应用(硕士学位论文)[D]. 北京: 华北电力大学, 2007.
- [16] Matlab-MathPower3.2. [http://www.pserc-cornell.edu. mat power](http://www.pserc-cornell.edu/matpower)[EB/OL].
- [17] 李然. PSO 算法与线性规划法相结合的地区电网无功优化的研究(硕士学位论文)[D]. 北京: 华北电力大学, 2006.

收稿日期: 2009-12-27; 修回日期: 2010-04-10

作者简介:

张 锋(1984-), 男, 本科, 从事电网运行和电网无功优化方面的研究; E-mail: zhangfenghit2003@163.com

段余平(1964-), 男, 高级工程师, 从事电网运行和电网无功优化方面的研究;

邱 军(1970-), 男, 高级工程师, 从事电网运行和电网无功优化方面的研究。