

改进粒子群-禁忌搜索算法在多目标无功优化中的应用

李 佳^{1,2}, 刘天琪¹, 李兴源¹, 邢大鹏², 李 茜¹, 江东林¹, 肖 军³

(1. 四川大学 电气信息学院, 四川 成都 610065; 2. 国网四川省电力公司技能培训中心, 四川 成都 610072;
3. 国网自贡供电公司, 四川 自贡 643000)

摘要: 针对有功网损、电压偏差和静态电压稳定裕度的多目标无功优化问题, 提出一种基于改进粒子群-禁忌搜索算法的多目标电力系统无功优化方法。以最小特征值模为电压稳定裕度指标建立了 3 个目标函数的单一妥协模型。应用 Kent 映射产生的混沌序列作为初始种群, 保证初始种群的多样性和均匀性。粒子群优化(PSO)算法进行前期计算时, 采用凸函数递减惯性权重和自适应学习因子提高算法的收敛速度和精度; 针对 PSO 算法搜索精度不高和陷入局部最优的问题, 在 PSO 算法后期收敛后引入禁忌搜索算法全局寻优。基于群体适应度方差, 引入模糊截集理论将模糊集合转化为经典集合, 定义了经典集合下的收敛指标, 当其值为 0 时进入禁忌搜索计算阶段, 解决 2 种算法的切换问题。将所提方法应用于 IEEE 14、IEEE 30 和 IEEE 118 节点系统中, 验证了其有效性和可行性。

关键词: 电力系统; 无功; 优化; 单一妥协模型; 粒子群优化; 禁忌搜索; 收敛指标; 电压控制; 模糊集中图分类号: TM 73 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1006-6047.2014.08.013

0 引言

无功优化是一个复杂、多目标、非线性的混合规划问题^[1-2]。目前, 无功优化的目标函数主要有 2 类: 多个子目标线性加权组合为单一目标, 从而转化为单目标优化问题, 该方法的优点是便于计算, 缺点是难以确定各目标函数的权重; 应用多目标优化算法求取无功优化的 Pareto 前沿, 该方法的优点是能提供丰富的 Pareto 最优解集, 缺点是难以对大量的 Pareto 最优解进行取舍, 不利于生产决策, 而且目前多目标优化的算法多为对单一算法的局部改进, 不能从根本上解决单一算法的缺点^[3-4]。文献[5]提出采用超效率包络分析法对 Pareto 最优解进行评估, 但在评估相对效率时, 仍需要人为地设定参考比例。文献[6-7]采用多目标模糊优化原理将多目标优化问题转化为单目标优化问题, 这种方法摆脱了惩罚函数的限制和后期决策难题。

传统的优化算法通常不能处理离散变量^[8], 要求各控制变量连续、目标函数可微, 且容易产生“维数灾”, 因此人工智能算法被大量应用到无功优化中。其中, 粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization)算法是美国 Kennedy 和 Eberhart 博士于 1995 年提出的一种生物进化算法^[9], 该算法的优点在于并行计算、易于实现、收敛速度快等, 缺点在于存在初值敏感性、易陷入局部极值点、搜索精度不高等^[10-11]。禁忌搜索 TS(Tabu Search)算法是一种高效启发式

优化技术, 能以较大的概率跳出局部极值点, 缺点是初始解敏感性强, 如果初始解不理想, 该算法很难跳出局部最优解, 甚至无法收敛可行解^[12-13]。因此, 可将 2 种算法结合起来, 优势互补, 但结合点在哪里, 目前尚无合理的判断方法^[14], 显然过早进入 TS 算法不利于 TS 的爬坡能力, 过晚进入 TS 算法则不利于提高计算速度、节省计算时间。

本文针对有功网损、电压偏差和静态电压稳定裕度的多目标无功优化问题, 提出一种基于改进粒子群-禁忌搜索算法的多目标电力系统无功优化方法。以最小特征值模为电压稳定裕度指标构造了 3 个目标函数的单一妥协模型。应用 Kent 映射产生的混沌序列作为初始种群, 保证初始种群的多样性和均匀性。PSO 算法进行前期计算时, 采用凸函数递减惯性权重和自适应学习因子提高算法的收敛速度和精度。针对 PSO 算法搜索精度不高和陷入局部最优的问题, 在 PSO 算法后期收敛后引入 TS 算法进行全局寻优。提出了一种基于群体适应度方差的 PSO 算法后期收敛指标, 当其值为 0 时算法自动进入 TS 计算阶段, 解决 2 种算法的结合点问题。最后, 将本文方法应用于 IEEE 14、IEEE 30 和 IEEE 118 节点系统中, 验证其有效性和可行性。

1 多目标无功优化模型

1.1 目标函数

本文以系统有功网损最小为经济性指标, 电压平均偏差最小和电压安全稳定裕度最大为技术性指标。

a. 系统网损:

$$f_1 = \sum_{k=1}^L [g_k (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij})] \quad (1)$$

其中, L 为系统总支路数; g_k 为支路 k 电导; U_i, U_j, θ_{ij} 分别为支路 k 两端节点 i, j 的电压幅值及其相角差。

b. 电压平均偏差:

$$f_2 = \sum_{i=1}^{N_L} \left| \frac{U_i - U_i^*}{U_{i\max} - U_{i\min}} \right| \quad (2)$$

其中, N_L 为系统负荷节点总数; U_i 为节点 i 实际电压; U_i^* 为节点 i 额定电压; $U_{i\max}, U_{i\min}$ 分别为节点 i 的最大、最小允许偏差。

c. 静态电压稳定裕度。

静态电压稳定裕度是指系统当前运行点到电压崩溃点间的距离。目前用于无功优化的静态电压稳定裕度指标有基于广义 Tellegen 定理的静态电压稳定裕度指标^[6-7]、最小特征值模指标^[5,15-17]和负荷裕度指标等。负荷裕度指标因计算量大、增长模式难以确定而不经常采用^[5], 最小特征值模指标由潮流雅可比矩阵直接求得, 不需要额外计算, 易于求取, 因而被广泛使用。

当电力系统由正常工作点向稳定极限过渡时, 雅可比矩阵最小特征值模单调地趋向于零, 如果潮流雅可比矩阵最小特征值模等于零, 表明该工作点是电压崩溃临界点, 因此本文静态电压稳定裕度目标函数为:

$$f_3 = \min |\text{eig}(\mathbf{J})| \quad (3)$$

其中, \mathbf{J} 为雅可比矩阵; $\text{eig}(\cdot)$ 表示取特征根运算。

1.2 约束条件

a. 等式约束条件, 即为潮流方程:

$$\begin{cases} P_{iG} - P_{iL} - U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_{iG} + Q_{iC} - Q_{iL} - U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, P_{iG}, P_{iL} 分别为节点 i 的发电机有功出力和有功负荷; Q_{iG}, Q_{iL} 分别为节点 i 的发电机无功出力和无功负荷; Q_{iC} 为节点 i 的无功补偿容量; G_{ij}, B_{ij} 分别为节点导纳阵中节点 i 和节点 j 之间的电导和电纳。

b. 不等式约束:

$$\begin{cases} T_{\min} \leq T \leq T_{\max} \\ Q_{C\min} \leq Q_C \leq Q_{C\max} \\ Q_{G\min} \leq Q_G \leq Q_{G\max} \\ U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \end{cases} \quad (5)$$

其中, T 为变压器变比; Q_C 为无功补偿容量; Q_G 为发电机无功出力; U 为节点电压。

1.3 单一妥协模型

多个目标函数之间有时存在矛盾和制约, 即一个目标的优化可能降低另一个目标的性能, 很难使各个目标同时达到最优。如果采用加权法, 罚因子太大会使罚函数项淹没其他目标函数, 罚因子太小又会使罚函数项在目标函数中所占的分量过轻, 不利于搜索可行解。如果直接求取 Pareto 最优前沿, 又存

在后期决策困难。因此本文引入模糊集理论, 对有功网损和静态电压稳定奇异值指标进行尺度变换, 建立单一妥协模型如下:

$$f = \min \{ \max [\mu_1(f_1), \mu_1(f_2), \mu_2(f_3)] \} \quad (6)$$

其中, $\mu_i(f_j)$ ($i=1, 2; j=1, 2, 3$) 为各指标的隶属度值。

系统网损和电压平均偏差指标为极小值性目标函数, 对 $\mu_1(f_j)$ 构造隶属度函数^[4-5]:

$$\mu_1(f_j) = \begin{cases} 0 & f_j \leq f_{j\min} \\ \frac{f_j - f_{j\min}}{f_{j\max} - f_{j\min}} & f_{j\min} < f_j < f_{j\max} \\ 1 & f_j \geq f_{j\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $f_{j\max}, f_{j\min}$ 分别为目标函数 f_j 的最大、最小值。

需要说明的是, 本文以最小特征值模为静态电压稳定裕度指标, 是极大值型目标函数, 故应对 $\mu_2(f_j)$ 应构造隶属度函数:

$$\mu_2(f_j) = \begin{cases} 1 & f_j \leq f_{j\min} \\ \frac{f_{j\max} - f_j}{f_{j\max} - f_{j\min}} & f_{j\min} < f_j < f_{j\max} \\ 0 & f_j \geq f_{j\max} \end{cases} \quad (8)$$

由式(6)可知, 模型目标是使隶属度值最大的指标最小, 对隶属度函数值较大的目标函数进行优化, 优化结果 x^* 即为多目标问题的有效解^[18]。

2 改进粒子群-禁忌搜索算法

2.1 初始种群的产生

PSO 算法是一种群体优化算法, 随机产生的初始种群可能导致初始种群在解空间分布不均, 较大的“趋同性”使粒子群不能全面地搜索解空间, 故初始解空间分布越均匀多样, 搜索效果越好。混沌运动能在一定范围内按其自身“规律”不重复地遍历所有状态, 常被用来改进 PSO 算法^[19]。Kent 混沌方程为^[20]:

$$z^{(i+1)} = \begin{cases} \frac{z^{(i)}}{\zeta} & 0 \leq z^{(i)} \leq \zeta \\ \frac{1-z^{(i)}}{1-\zeta} & \zeta < z^{(i)} \leq 1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, ζ 为常数; z 为混沌序列。

相比典型 Logistic 混沌系统^[20], Kent 混沌系统在 $[0, 1]$ 上的分布更均匀。Kent 混沌系统和典型 Logistic 混沌系统的概率分布如图 1 所示, 因此, 本文采用 Kent 映射产生的混沌序列作为初始种群。

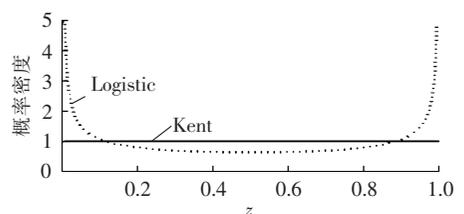


图 1 2 种混沌系统的概率分布对比图
Fig.1 Comparison of probability distribution between two chaotic systems

设某个控制变量的取值范围为 $[x_{\min}, x_{\max}]$, 序列公式为:

$$x_{id0} = x_{\min} + z^{(i)}(x_{\max} - x_{\min}) \quad (10)$$

其中, x_{id0} 为某控制变量的初始值; $z^{(i)}$ 为由式(9)产生的序列数。

2.2 PSO 算法

PSO 算法是一种群体智能的优化算法, 根据自身以及群体的飞行经历进行寻优, 寻优公式为:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(g_d^k - x_{id}^k) \quad (11)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (12)$$

其中, $i=1, 2, \dots, n$ (n 为种群数); $d=1, 2, \dots, m$ (m 为粒子数); k 为迭代次数; c_1, c_2 为学习因子, 通常取 2, 用于平衡粒子个体和群体的认知能力; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; p_{id}^k 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的最优位置, 称为个体最优位置; g_d^k 为粒子群在第 k 次迭代中第 d 维的最优位置, 称为全局最优位置; w 为惯性权重, 反映了粒子保持原有运动趋势的能力, 较小的 w 具有较好的局部搜索能力, 可提高求解精度, 增大 w 有利于增强对新区域的搜索能力。

惯性权重 w 一般按式(13)进行线性自适应调整。

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})i_{\text{ter}}/i_{\text{termax}} \quad (13)$$

其中, w_{\max}, w_{\min} 分别为惯性权重的最大、最小值, 通常分别取为 0.9、0.4; i_{ter} 为当前迭代次数; i_{termax} 为最大迭代次数。

文献[21]在研究了线性递减、随机、凹函数递减和凸函数递减 4 种惯性权重取值方法之后, 证明凸函数递减惯性权重法在多峰函数寻优中收敛速度最快、精度最高。因此本文惯性权重 w 取为:

$$w = (w_{\max} - w_{\min})(i_{\text{ter}}/i_{\text{termax}} - 1)^2 + w_{\min} \quad (14)$$

c_1 体现了粒子对自身的学习能力, c_2 体现粒子对群体的学习能力, c_1 递减和 c_2 递增有利于算法初期粒子的自我探索能力和算法后期群体认知能力。因此本文 c_1, c_2 取值如下:

$$c_1 = c_{1f} - c_{1i}i_{\text{ter}}/i_{\text{termax}} \quad (15)$$

$$c_2 = c_{2f} + (c_{2f} - c_{2i})i_{\text{ter}}/i_{\text{termax}} \quad (16)$$

其中, $c_{1f}, c_{1i}, c_{2f}, c_{2i}$ 为常数, 按经验取值为 $c_{1f}=1.5, c_{1i}=0.7, c_{2f}=2.5, c_{2i}=0.5$ 。

PSO 算法寻优过程中, 粒子通过追踪个体最优位置 p_{id}^k 和全局最优位置 g_d^k 来更新自己。如果某次迭代中发现一个最优位置, 根据式(11)~(16), 所有粒子将迅速向其靠拢, 即粒子群迅速“趋同”, 无法在解空间内重新搜索。

2.3 PSO 算法后期收敛指标

粒子群“趋同”之后无法重新搜索解空间, 容易陷入局部最优, 因此算法后期引入 TS 算法。TS 算法有很高的初值要求, 故应以 PSO 算法的后期收敛解作为 TS 的初始解。如果仅以 PSO 算法迭代过程中

全局最优位置 g_d^k 是否进化为 PSO 算法后期收敛的判断依据^[14,19], 由式(11)知 g_d^k 不变时所有粒子向 g_d^k 靠拢, 个体最优位置 p_{id}^k 在迭代过程中有可能被更新, p_{id}^k 更新过程中, 如果发现比 g_d^k 更优的位置, g_d^k 将被替代, 因此仅以 g_d^k 是否进化来判断种群是否进入后期收敛状态是不完善的。

文献[22]提出用 PSO 算法群体适应度方差 σ^2 来反映全部粒子的收敛程度, 因收敛程度具有模糊性, 因此本文引入模糊截集概念, 将模糊集合转化为经典集合, 并定义经典集合下的收敛指标 δ_{LCkl} 。

设 $A \in F(U_M)$, F 表示模糊集, U_M 表示模糊集的论域, 则 A 的 λ 截集可表示为 $A_\lambda = \{u \mid u \in U_M, A(u) \geq \lambda\}$ 。对于反映 PSO 群体收敛程度的适应度方差 σ^2 , 它的隶属度函数可表示为:

$$\sigma^2(f) = \sum_{i=1}^n \left| \frac{f^i - E(f)}{f^*} \right|^2 \quad (17)$$

$$f^* = \begin{cases} \max(|f^i - f_{\max}|) & \max(|f^i - f_{\max}|) > 1 \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

其中, f^i 为第 i 个粒子的当前适应度; $E(f)$ 为当前粒子群群体适应度期望; f^* 为定标因子。

置信水平 λ 为常数, 取为 0.01, PSO 算法收敛程度的 λ 截集可表示为:

$$A_\lambda = \{f \mid f \in U_M, \sigma^2(f) \geq \lambda\} \quad (19)$$

PSO 群体收敛程度的 A_λ 是一个经典集合。如果 $f \in A_\lambda$, 则某次迭代的产生 PSO 群体在 λ 水平上尚未进入后期收敛状态, 仍有优化的裕度。

将 A_λ 用模糊向量法表示:

$$A_\lambda = (A_\lambda(f_1), A_\lambda(f_2), \dots, A_\lambda(f_k), \dots) \quad (20)$$

A_λ 是一个 $\{0, 1\}$ 集合。随着迭代次数 k 的增加, 集合中的 0 元素逐渐增多。本文将后期收敛指标 δ_{LCkl} 定义为:

$$\delta_{\text{LCkl}} = \bigvee_{i \in \{k-k_d, \dots, k\}} A_\lambda(f_i) \quad (21)$$

其中, \bigvee 表示取上确界; k_d 为常数。

若 $\delta_{\text{LCkl}}=1$, 说明 PSO 算法整体方差在 λ 水平上尚未进入后期收敛状态; 若 $\delta_{\text{LCkl}}=0$, 则判定 PSO 算法整体停止进化, 无法找到更优解, 应引入其他方法进行改良。本文选择获得优良解概率较大的 TS 算法。

2.4 TS 算法

TS 算法包含禁忌对象、禁忌长度、邻域函数、候选解、藐视准则等基本参数。算法步骤如下。

a. 当 δ_{LCkl} 指标检测到 PSO 算法进入后期收敛状态时, 说明 PSO 算法已经无法给出更优的解, 把此时 PSO 算法的最优解作为 TS 初始解, 并将 TS 的禁忌表置为空, 进入 TS 优化阶段。

b. 利用 TS 当前解产生邻域解, 本文中保持当前解其他元素不变, 仅改变某个控制变量的档位或数值, 所有元素逐次调整一遍, 得到一个候选解集合。

c. 逐个判断候选解集中的候选解是否满足藐视准则,藐视准则基于适应度的大小。若候选解满足藐视准则,则用满足藐视准则的候选解集中的最优解代替当前解,并替换最早进入禁忌表的禁忌对象,禁忌表中各对象任期减一,然后转步骤 e;否则,转步骤 d。禁忌长度设置为 $0.6l$ (l 为候选解个数)。

d. 逐个判断候选解集中候选解的禁忌属性,候选解集中最优非禁忌候选解成为新的当前解,同时替换最早进入禁忌表的禁忌对象,禁忌表中各对象任期减 1。

e. 判断是否满足终止条件。若满足,则结束算法并输出优化结果;否则,转步骤 b。

由步骤 c、d 可知,TS 的新解不是在当前解的邻域中随机产生,而是非禁忌候选解的最优解;由步骤 d 可知,TS 算法搜索过程中可以接受劣解,相比于一直进化的 PSO 算法,TS 算法不仅可以进化还可以“退化”。因此,获得优良解的概率较大。

3 混合算法在多目标无功优化中的应用

以发电机机端电压、有载调压变压器分接头位置及静止无功补偿电容器投入的步长为控制变量进行求解。实际运行中,发电机机端电压可以在额定范围内连续变化,故采用连续十进制实数编码,变压器分接头调节档位和电容器投入容量按整数变化,故采用离散变量十进制实数编码。那么 PSO 算法中的某个粒子,或 TS 中的某个解表示为:

$$x_i = [U_{G1}, \dots, U_{Gn_g} | T_{k1}, \dots, T_{kn_T} | Q_{C1}, \dots, Q_{Cn_c}]$$

其中, U_{G_i} ($i=1, \dots, n_g$) 为发电机节点电压; T_{k_i} ($i=1, \dots, n_T$) 为有载调压变压器分接头; Q_{C_i} ($i=1, \dots, n_c$) 为静止无功补偿电容器投入的容量。

混合算法在无功优化中的求解流程如图 2 所示。

a. 系统初始化。读入系统的网络参数,利用式(10)产生初始种群。

b. PSO 算法阶段。潮流计算,利用式(1)~(3)求各目标函数,由式(7)、(8)计算各目标函数的隶属度,确定个体最优位置和全局最优位置。

c. 由式(17)~(21)计算 δ_{LCkl} ,判断 PSO 算法是否停止进化。若 $\delta_{LCkl}=1$,则按式(11)、(12)、(14)~(16)更新粒子群的速度和位置,再转入步骤 b;若 $\delta_{LCkl}=0$,则 PSO 算法进入后期收敛状态,转入步骤 d。

d. TS 阶段。详见第 2.4 节内容。

4 算例分析

分别以 IEEE 14、IEEE 30 和 IEEE 118 节点系统为例来验证本文算法的有效性和可行性。IEEE 14、IEEE 30 节点系统的终止条件为迭代 100 次,IEEE 118 节点系统的终止条件为迭代 200 次。除平衡节

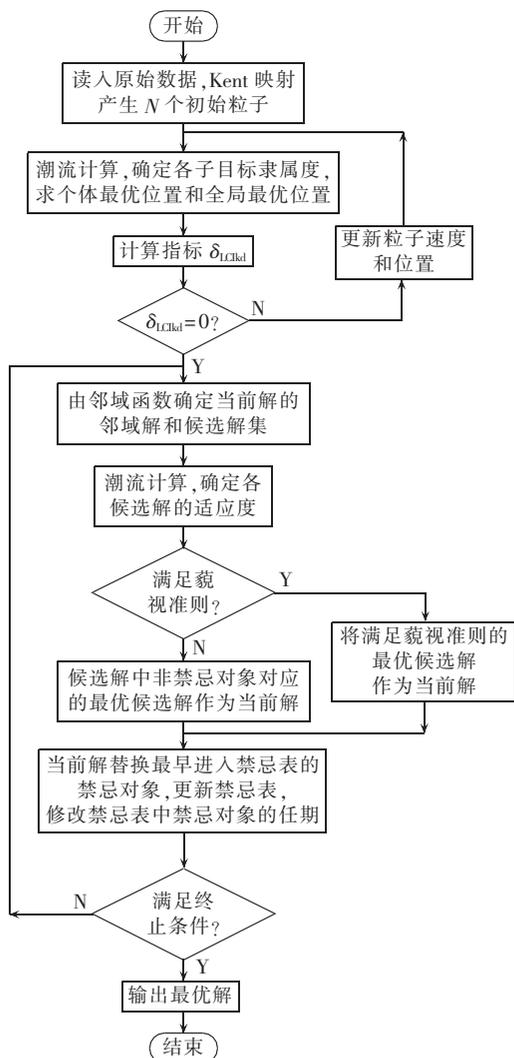


图 2 算法流程图

Fig.2 Flowchart of algorithm

点外,电源节点都作为 PV 节点处理,负荷节点都作为 PQ 节点处理。变压器变比上限为 1.1,下限为 0.9,调节范围为 $1.0 \pm 0.0125 \times 8$,编码范围为 $(-8, 8)$,共有 17 档;无功补偿为 $-0.12 \sim 0.36$ p.u.,调节步长为 0.04 p.u.,编码范围为 $(-3, 9)$,负号表示投入为电抗器。

4.1 IEEE 14 节点算例

运用本文方法及标准 PSO 算法对该系统进行无功优化,为减少随机性对算法的影响,分别运行 50 次,结果取平均值,与文献[17]获得的 Pareto 最优前沿折中解相比较,结果见表 1,表中有功网损、电压偏差、电压稳定裕度为标么值,后同。可以看出,与优化前相比,优化后多种方法所得网损和电压稳定裕度都有所降低,这是因为该系统网损和电压稳定裕度之间存在矛盾,互相制约。文献[17]选出的折中解极大地改善了系统网损,对电压稳定裕度的考虑较少,所以系统电压稳定风险大。而标准 PSO 算法较早地收敛于局部解,无法获得全局最优解。本文算法使有功网损从 0.1365 p.u. 降至 0.1207 p.u.,降低了 11.58%,

网损指标得到很大改善,同时电压稳定裕度降低了 0.95%,比文献[17]和标准 PSO 算法付出的稳定代价小。

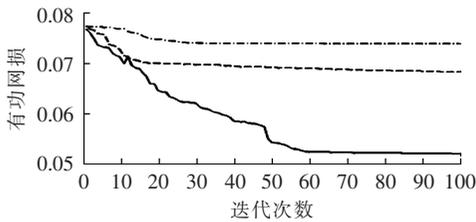
表 1 IEEE14 节点系统平均优化结果

Tab.1 Average optimization results of IEEE 14-bus system

方法	有功网损	电压偏差	电压稳定裕度
优化前	0.1365	0.0689	0.5381
文献[17]	0.1183	0.0575	0.3912
标准 PSO 算法	0.1252	0.0624	0.3918
本文方法	0.1207	0.0571	0.5330

4.2 IEEE 30 节点算例

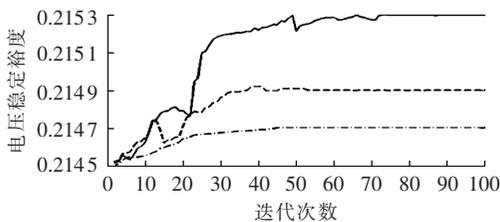
运用本文方法、标准 PSO 算法和 TS 算法对该系统进行无功优化,仿真结果如图 3、4 所示。由图知,标准 PSO 算法前期寻优能力较强,后期因粒子群迅速“趋同”而陷入局部最优;TS 算法因初始解不够理想,未能有效发挥其“爬山”能力,结果不甚理想;本文算法用 TS 算法对 PSO 算法的解进一步优化,所得结果优于单纯的 PSO 算法和 TS 算法。



---标准 PSO 算法, —本文方法, - - - TS 算法

图 3 IEEE 30 节点系统有功网损平均收敛特性曲线

Fig.3 Average convergence characteristic curve of active power loss of IEEE 30-bus system



---标准 PSO 算法, —本文方法, - - - TS 算法

图 4 IEEE 30 节点系统电压稳定指标平均收敛特性曲线

Fig.4 Average convergence characteristic curve of voltage stability index of IEEE 30-bus system

本文算法与标准 PSO 算法、TS 算法、文献[17]获得的 Pareto 最优前沿折中解相比较,结果见表 2。

由表 2 得出以下结论。

a. 采用本文方法后,有功网损得到较大改善,电压偏差减小,电压稳定裕度也得到了提高。

b. 在计算速度方面,本文方法逊于文献[17]和标准 PSO 算法,优于 TS 算法。这是因为 TS 算法建立了外部存储单元——候选解集和禁忌表,每次迭代都要逐项提取候选解比较其与藐视准则的关系,

表 2 IEEE 30 节点系统平均优化结果

Tab.2 Average optimization results of IEEE 30-bus system

方法	有功网损	电压偏差	电压稳定裕度	计算时间/s
优化前	0.0770	0.0480	0.2145	—
文献[17]	0.0527	0.0334	0.1629	27.80
标准 PSO 算法	0.0681	0.0384	0.2149	25.21
TS 算法	0.0736	0.0407	0.2146	38.51
本文方法	0.0519	0.0321	0.2153	33.74

若不满足藐视准则还要继续提取禁忌表内容进行禁忌属性对比。同时,TS 算法在迭代过程中要对 2 个外部存储单元进行维护更新,这大幅增加了计算时间,降低了计算速度。标准 PSO 算法仅保留全局最优位置和局部最优位置,每次迭代时直接利用,节约了大量存储和比较时间,因而计算速度较快。本文算法前期采用标准 PSO 算法,后期采用 TS 算法,因此计算速度快于 TS 算法,慢于标准 PSO 算法。

c. 文献[17]虽然计算速度快,但结果为 Pareto 解集,若用于指导实际生产,仍需后续数据处理,最优折中解的选取有其不确定性。本文算法计算时间虽长,但后续数据处理时间为 0,因此有较大优势。

置信水平 λ 影响了迭代次数在 PSO 算法和 TS 算法之间的分配,本文算法中置信水平 λ 取 0.01 和 0.2 时的优化结果对比如表 3 所示。

表 3 λ 取不同值时的优化结果

Tab.3 Optimization results for different values of λ

λ	有功网损	电压偏差	电压稳定裕度	计算时间/s
0.01	0.0519	0.0321	0.2153	33.74
0.20	0.0646	0.0377	0.2150	36.44

相同迭代次数下, λ 越大,PSO 算法的计算次数越少,TS 算法的计算次数越多。 λ 过大时,PSO 算法不能为 TS 算法提供较好的初始解,影响算法整体寻优结果,而且 TS 算法需建立 2 个外部存储单元,计算速度慢。反之, λ 越小,PSO 算法的计算次数越多,TS 算法的计算次数越少。所以,在迭代次数足够多的情况下, λ 取较小值为宜。

4.3 IEEE 118 节点算例

用本文方法与其他 3 种优化算法分别优化 IEEE 118 节点系统,结果见表 4。

表 4 IEEE118 节点系统平均优化结果

Tab.4 Average optimization results of IEEE 118-bus system

方法	有功网损	电压偏差	电压稳定裕度	计算时间/s
优化前	1.352	0.086	0.2057	—
文献[17]	1.156	0.073	0.2174	389
标准 PSO 算法	1.221	0.071	0.2155	332
TS 算法	1.297	0.077	0.2103	758
本文方法	1.147	0.062	0.2206	427

由表 4 得出以下结论。

a. 相比其他 3 种优化算法,本文方法在各个目标方向都取得了较好的结果,优化后网损为 1.147 p.u.,降损率为 15.16%,电压偏差降低为 0.062 p.u.,同时电压稳定裕度得到提高。

b. 在计算速度方面,本文方法后期采用了 TS 算法,建立了外部存储单元,因此相同迭代次数下,计算时间比标准 PSO 算法长,计算速度慢。但本文方法能合理减少 TS 算法的计算次数,计算时间比 TS 算法短。

c. 随着系统控制变量的增多,TS 算法外部存储单元存储量激增,给存储单元的维护与更新带来较大困难,同时完成一次迭代所需要的调用和对比时间也大幅增加。而且由于初值限制,TS 算法难以获得比本文方法更优的解。

d. 与文献[17]相比,本文方法在计算阶段的耗时较长,但其最优折中解的选择过程内嵌于目标函数中,省却了后续数据处理时间。

λ 取不同值时的优化结果如表 5 所示。

表 5 λ 取不同值时的优化结果

Tab.5 Optimization results for different values of λ

λ	有功网损	电压偏差	电压稳定裕度	计算时间/s
0.01	1.147	0.057	0.2206	427
0.20	1.192	0.064	0.2161	556

由表 5 知, λ 取较大值时,粒子群收敛程度较低,本文前期优化结果不理想,后期 TS 算法受初值影响,难以获得较优解。在迭代次数有限且足够多的情况下, λ 的增大造成 TS 算法计算次数增多,不利于计算速度。

5 结论

本文综合考虑考虑系统网损、电压偏差以及电压稳定裕度 3 个目标,建立了以最小特征值模为电压稳定指标的单一妥协模型。算法采用 Kent 映射产生初始种群,使初始种群更加均匀多样,采用凸函数递减惯性权重和自适应学习因子改进 PSO 算法,以 PSO 算法的后期收敛解作为 TS 初始解进行全局寻优,提出了一种基于 PSO 群体适应度方差的后期收敛指标,当其值为 0 时进入 TS 算法阶段,解决了 2 种算法的结合点问题。

本文方法是 PSO 算法和 TS 算法的合理结合,能在各个目标方向取得较好的优化结果。相同迭代次数下,本文方法计算速度比 PSO 算法慢,比 TS 算法快。后期收敛指标的置信水平影响了迭代次数在 PSO 算法和 TS 算法之间的分配,在迭代次数有限且足够多的情况下,置信水平取较小值为宜。置信水平的取值可作为优化问题进一步研究,例如通过优

化置信水平得到合理的迭代次数,减少计算时间,加快计算速度。

参考文献:

- [1] 罗毅,多靖赟. 基于量子免疫克隆算法的多目标无功优化[J]. 电力自动化设备,2013,33(9):31-35.
LUO Yi,DUO Jingyun. Multi-objective reactive power optimization based on quantum immune colonial algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(9):31-35.
- [2] 张安安,杨洪耕,贺星棋,等. 考虑过渡过程的多目标无功/电压优化控制模型[J]. 电力自动化设备,2010,30(1):14-19.
ZHANG Anan,YANG Honggeng,HE Xingqi,et al. Multi-objective reactive power/voltage optimal control model considering transition process[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(1):14-19.
- [3] 李智欢,段毅忠. 多目标进化算法求解无功优化问题的对比分析[J]. 中国电机工程学报,2010,30(10):57-65.
LI Zhihuan,DUAN Xianzhong. Comparison and analysis of multiobjective evolutionary algorithm for reactive power optimization[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(10):57-65.
- [4] 李鸿鑫,李银红,李智欢. 多目标进化算法求解无功优化问题的比较与评估[J]. 电网技术,2013,37(6):1651-1658.
LI Hongxin,LI Yinhong,LI Zhihuan. Comparison and evaluation on multi-objective evolutionary algorithm for optimal reactive power flow[J]. Power System Technology,2013,37(6):1651-1658.
- [5] 邱威,张建华,刘念. 考虑环境因素和电压稳定性的多目标最优潮流[J]. 电工技术学报,2012,27(2):190-197.
QIU Wei,ZHANG Jianhua,LIU Nian. Multi-objective optimal power flow considering environmental factor and voltage stability [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2012,27(2):190-197.
- [6] ZHANG W,LIU Y. Multi-objective reactive power and voltage control based on fuzzy optimization strategy and fuzzy adaptive particle swarm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,2008,30(9):525-532.
- [7] 李鑫滨,朱庆军. 一种改进粒子群优化算法在多目标无功优化中的应用[J]. 电工技术学报,2010,25(7):137-143.
LI Xinbin,ZHU Qingjun. Application of improved particle swarm optimization algorithm to multi-objective reactive power optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2010,25(7):137-143.
- [8] 李滨,韦化,李佩杰. 电力系统无功优化的内点非线性互补约束算法[J]. 电力自动化设备,2010,30(2):53-58.
LI Bin,WEI Hua,LI Peijie. Interior-point nonlinear algorithm with complementarity constraints for reactive-power optimization [J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(2):53-58.
- [9] KENNEDY J,KBEHHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceeding of IEEE International Conference on Neural Network. Piscataway,USA:IEEE,1995:1942-1948.
- [10] 张峰,董晓明,梁军,等. 一种求解最小负荷裕度的混合算法[J]. 电力自动化设备,2013,33(9):20-25.
ZHANG Feng,DONG Xiaoming,LIANG Jun,et al. Hybrid algorithm to calculate minimum load margin[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(9):20-25.
- [11] 栗然,马慧卓,祝晋尧,等. 分布式电源接入配电网多目标优化规划[J]. 电力自动化设备,2014,34(1):6-13.

- LI Ran, MA Huizhuo, ZHU Jinyao, et al. Multi-objective optimization for DG integration into distribution system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(1): 6-13.
- [12] GLOVER F, LAGUNA M. Bandwidth packing: a tabu search approach[J]. Management Science, 1993, 39(4): 492-500.
- [13] 刘玉田, 马莉. 基于 Tabu 搜索方法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(2): 61-64.
- LIU Yutian, MA Li. Reactive power optimization based on Tabu search approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(2): 61-64.
- [14] 曾令全, 罗富宝, 丁金嫒. 禁忌搜索-粒子群算法在无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 129-133.
- ZENG Lingquan, LUO Fubao, DING Jinman. Application of particle swarm optimization algorithm integrated with tabu search in reactive power optimization[J]. Power System Technology, 2011, 35(7): 129-133.
- [15] 熊虎岗, 程浩忠, 李宏仲. 基于免疫算法的多目标无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 102-108.
- XIONG Hugang, CHENG Haozhong, LI Hongzhong. Multi-objective reactive power optimization based on immune algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 102-108.
- [16] 邱晓燕, 张子健, 李兴源. 基于改进遗传内点算法的电网多目标无功优化[J]. 电网技术, 2009, 33(13): 27-31.
- QIU Xiaoyan, ZHANG Zijian, LI Xingyuan. Multi-objective reactive power optimization based on genetic-interior point algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33(13): 27-31.
- [17] 李如琦, 李芝荣, 王维志, 等. 基于差分策略的多目标电力系统无功优化[J]. 电网技术, 2012, 36(12): 170-175.
- LI Ruqi, LI Zhirong, WANG Weizhi, et al. Multi-objective reactive power optimization based on difference strategy[J]. Power System Technology, 2012, 36(12): 170-175.
- [18] 张文. 基于粒子群优化算法的电力系统无功优化研究[D]. 济南: 山东大学, 2006.
- ZHANG Wen. Studies on power system reactive power optimization based on particle swarm algorithm[D]. Ji'nan: Shandong University, 2006.
- [19] 刘丽军, 李捷, 蔡金锭. 基于强引导粒子群与混沌优化的电力系统无功优化[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(4): 71-75.
- LIU Lijun, LI Jie, CAI Jinding. Reactive power optimization based on introduction-enhanced particle swarm and chaos search[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(4): 71-75.
- [20] YANG D X, LIU Z J, ZHOU J L. Chaos optimization algorithms based on chaotic maps with different probability distribution and search speed for global optimization[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2014, 19(4): 1229-1246.
- [21] 刘杨, 田学锋, 詹志辉. 粒子群优化算法惯性权重控制方法的研究[J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2011, 47(4): 364-371.
- LIU Yang, TIAN Xuefeng, ZHAN Zhihui. Research on inertia weight control approaches in particle swarm optimization[J]. Journal of Nanjing University: Nature Sciences, 2011, 47(4): 364-371.
- [22] FVAN B. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Gauteng, South Africa: University of Pretoria, 2002.

作者简介:



李 佳

李 佳(1982-), 女, 山东济南人, 讲师, 博士研究生, 研究方向为电压稳定分析与控制(**E-mail**: scumail@foxmail.com);

刘天琪(1962-), 女, 四川成都人, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统稳定分析与控制(**E-mail**: tqliu@sohu.com)。

Application of improved particle swarm-tabu search algorithm in multi-objective reactive power optimization

LI Jia^{1,2}, LIU Tianqi¹, LI Xingyuan¹, XING Dapeng², LI Qian¹, JIANG Donglin¹, XIAO Jun³

(1. School of Electrical and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Grid Sichuan Technical Training Center, Chengdu 610072, China;

3. State Grid Zigong Power Supply Company, Zigong 643000, China)

Abstract: A method based on the improved particle swarm-tabu search algorithm is proposed for the reactive power optimization of power system with three objectives: active power loss, voltage deviation and static voltage stability margin. With the minimum eigenvalue modulus as the voltage stability margin index, a single-compromise model including three objective functions is built. The chaotic sequence produced by Kent mapping is taken as the initial population to insure its diversity and uniformity. The convex decreasing inertia weight and the adaptive learning factor are adopted in the preliminary calculation of PSO (Particle Swarm Optimization) to improve its convergence speed and accuracy, while the tabu search is applied in the post-convergence calculation of PSO to avoid the low search accuracy and local optimization. According to the fuzzy cut-set theory and based on the variance of population fitness, the fuzzy set is converted into the classic set, for which a convergence indicator is defined. The tabu search starts only when the indicator value is 0. The proposed method is applied to IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE 118-bus systems for verifying its effectiveness and feasibility.

Key words: electric power systems; reactive power; optimization; single-compromise model; particle swarm optimization; tabu search; convergence indicator; voltage control; fuzzy sets