

电力系统无功优化的二次 变异遗传算法

康积涛,钱清泉

(西南交通大学 电气工程学院,四川 成都 610031)

摘要: 在自适应遗传算法的基础上引入优良个体池和二次变异操作,提出了用于电力系统无功优化和电压控制的二次变异遗传算法。该方法建立一个与群体规模等大的优良个体池,用于保存个体编码、适应度等详细数据。每计算完一代,将该代的个体与优良个体池中的个体进行生存竞争,因此优良个体池中保留了历代计算的优良个体,下一代的群体从优良个体池中选择。考虑到遗传操作后存在大量相同个体,检出重复个体进行二次变异,产生邻近的个体,避免了重复计算而且增强了算法的局部搜索能力,加快了算法的收敛速度。该方法和自适应遗传方法用 IEEE 30 节点系统为例计算,结果表明:使用二次变异自适应遗传算法优化的网损平均值更低,寻优性能更好,优化的网损值集中在小的区间。

关键词: 电力系统;无功优化;自适应遗传算法;优良个体池;二次变异

中图分类号: TM 714; TM 761 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2007)09-0007-05

0 引言

电网无功优化问题已做了大量的研究,现使用的主要有非线性规划法、线性规划法等,这些方法均需要初始可行解^[1-2],由于是在一个点的基础上迭代求解,容易陷入局部最优解。电网中的可调变压器、无功补偿装置不是连续调节装置,这些方法得到的解必须做整数化处理。这将导致解的进一步劣化。近年来,遗传算法、免疫算法等现代启发式寻优方法在无功优化方面做了大量的研究^[3-8],弥补了传统数学方法的不足。

基于遗传算法的无功优化方法有许多优良特性,能找到近似的全局最优解。但是该算法缺点是计算时间长^[1-2],很难满足实际运行的需要,其主要原因是遗传算法局部搜索能力差,容易出现早熟而收敛到局部最优解^[2,8]。采用自适应等改进的遗传算法可以改善算法性能^[9-13],但并没有完全解决这些问题,目前的遗传算法仍然存在计算速度慢的问题^[2,8]。加快算法的收敛速度,改善算法解的质量是目前研究的重点。

现以自适应遗传算法为基础,引入优良个体池及对群体进行二次变异的方法,改善了算法收敛性能。通过对 IEEE 30 节点系统计算表明,改进后的算法在计算速度和结果的质量上明显优于自适应遗传算法,为遗传算法实用性研究推进了一步。

1 电网无功优化模型

在满足运行条件约束下,无功优化问题的目标可

以从安全性、电能质量和经济性的角度考虑。在此以网损最小为目标进行优化计算,以罚函数形式构造无功优化的目标函数。

1.1 目标函数

无功优化的目标函数为

$$\min F = P_L + \lambda_U P_U + \lambda_Q P_Q \quad (1)$$

等式右边第 1 项 P_L 为系统的有功损耗;第 2 项为对 PQ 节点电压越限的惩罚项, λ_U 为对 PQ 节点电压越限惩罚的罚因子;第 3 项为对发电机无功越限的惩罚项, λ_Q 为对发电机无功越限惩罚的罚因子。网损、惩罚项的计算如下:

$$P_L = \sum_{j \in i} G_{ij} (U_i^2 + U_j^2 - 2 U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (2)$$

$$P_U = \sum \left(\frac{\Delta U_i}{U_{i\max} - U_{i\min}} \right)^2 \quad (3)$$

$$P_Q = \sum \left(\frac{\Delta Q_i}{Q_{i\max} - Q_{i\min}} \right)^2 \quad (4)$$

$$\Delta U_i = \begin{cases} U_i - U_{i\max} & U_{i\max} < U_i \\ 0 & U_{i\min} \leq U_i \leq U_{i\max} \\ U_{i\min} - U_i & U_i < U_{i\min} \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta Q_i = \begin{cases} Q_i - Q_{i\max} & Q_{i\max} < Q_i \\ 0 & Q_{i\min} \leq Q_i \leq Q_{i\max} \\ Q_{i\min} - Q_i & Q_i < Q_{i\min} \end{cases} \quad (6)$$

式中 U_i, U_j 为节点 i, j 电压; θ_{ij} 为节点 i 电压和节点 j 电压的相位角之差; G_{ij}, B_{ij} 为节点导纳矩阵中元素的实部和虚部; $U_i, U_{i\max}, U_{i\min}$ 为 PQ 节点 i 的电压幅值及其上、下限; $Q_i, Q_{i\max}, Q_{i\min}$ 为发电机节点 i 无功出力及其上、下限。

1.2 等式约束和不等式约束

节点等式和不等式约束为

$$P_i = \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (7)$$

$$Q_i = \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (8)$$

$$U_{i \min} \leq U_i \leq U_{i \max} \quad (9)$$

$$Q_{i \min} \leq Q_i \leq Q_{i \max} \quad (10)$$

$$Q_{Ci \min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci \max} \quad (11)$$

$$K_{Ti \min} \leq K_{Ti} \leq K_{Ti \max} \quad (12)$$

$$U_{Gi \min} \leq U_{Gi} \leq U_{Gi \max} \quad (13)$$

式中 P_i 、 Q_i 为节点 i 注入的有功和无功功率; Q_{Ci} 、 $Q_{Ci \max}$ 、 $Q_{Ci \min}$ 为无功补偿装置节点 i 投切量及其上、下限; K_{Ti} 、 $K_{Ti \max}$ 、 $K_{Ti \min}$ 为有载可调变压器 i 变比及其上、下限; U_{Gi} 、 $U_{Gi \max}$ 、 $U_{Gi \min}$ 为 PV 节点发电机机端电压幅值及其上、下限。

2 二次变异自适应遗传算法

基本遗传算法包括选择、交叉、变异。首先,随机产生第 1 代满足群体规模的个体,计算适应度,然后进行优胜劣汰选择,再对选出的个体进行交叉、变异产生下一代满足群体规模的个体,重复以上步骤,直到满足收敛条件,得到结果。

基本的遗传算法容易出现早熟,导致解的质量较差,遗传算法在后期,种群同化严重,存在大量相同的个体。使用自适应遗传算法,使适应度大的个体以较小的概率交叉和变异,适应度小的个体以较大的概率进行交叉和变异,该算法的效果是使得交叉和变异主要在适应度小的个体上进行,而适应度大的个体得以保留从而进入下一代。通过计算发现,这样处理加快了收敛速度^[12,14]。

笔者计算发现:自适应遗传算法选择、交叉和变异操作完成后,存在相当数量的重复个体,随着计算的进行,个体相对集中,重复个体也越多。建立一个优良个体池用于保留优良个体,对这些重复个体进行二次变异,可以显著改善收敛性能。

2.1 编码

电网无功优化中的控制变量有 2 种类型:一种是发电机的机端电压,连续可控;另一种是投入电容器的组数和可调变压器的档位,为离散的可控变量。综合考虑,发电机机端电压采用实数编码^[15],电容器和变压器档位采用整数编码,编码形式为

$$U_{G1} U_{G2} \cdots D_{C1} D_{C2} \cdots D_{T1} D_{T2} \cdots$$

其中, U_{G1} 、 U_{G2} 等为发电机机端电压,连续可调,实数编码; D_{C1} 、 D_{C2} 为电容器组数量,整数组,整数编码; D_{T1} 、 D_{T2} 为变压器档位,整数档位,整数编码。个体的交叉操作是将个体对应的发电机电压、电容器档位或调压器档位交换,个体的变异是将发电机电压、电容器档位或调压器档位上调或下调,但必须是在可调范围内。采用这种编码方法,个体的染色体长度与控制量相等。对个体操作所产生的解保证是可行解。

2.2 构造适应度函数

遗传算法是以个体的适应度判断其优良程度。

目标函数与适应度的转换方法如下:

$$f_i = F_{\max} - F_i \quad (14)$$

式中 f_i 为个体 i 的适应度; $F_{\max}$ 为该代个体中目标函数的最大值; F_i 为个体 i 的目标函数值。

2.3 优良个体池及生存竞争

传统遗传算法的种群繁殖只在父代中选择产生。但是研究发现遗传算法的操作中,整体上会产生优良的个体,但也可能会破坏一个好的个体或好的染色体,因此建立一个优良个体池,保留每一代的优良个体,并从这些优良个体中选择后代可以保证更好的遗传特性。其方法是建立一个与群体规模等大的优良个体池,用于保存个体编码、目标函数值等详细计算结果。每计算完一代,将该代的个体与优良个体池中的个体进行生存竞争,好的个体保留,差的抛弃。下一代群体从优良个体池中选择。所以该算法选择的个体是在历代的优良个体中产生,而不是在父代中产生。

2.4 选择、交叉和变异

选择操作实现原则为优良的个体具有较多的机会被选进交配池产生子代,采用锦标赛选择方法从优良个体池中选择^[14]。交叉就是从已选择出的个体中随机选取 2 个个体作为双亲,将它们的某些码位交换。研究表明均匀交叉通常比一点杂交或两点交叉效果好,均匀变异比一点变异好,这里采用均匀交叉和均匀变异。随机产生一个与个体等长的 01 串,对应位置为 0 的进行交叉或变异操作,为 1 的位置不操作。

变异的步长选择如下:

a. 对于连续变量,在原值基础上加 $\alpha \sim m\alpha$ 或减 $\alpha \sim m\alpha$ (α 为一小的正实数, $m\alpha$ 为该变量调节范围的 $1/8$ 数值),加或减及数值随机确定;

b. 对于整数变量,在原值基础上加 $1 \sim n$ 或减 $1 \sim n$ (n 为总调整档位的 $1/4$ 整数值),加或减及数值随机确定,并将控制量限制在可调范围内。

采用自适应遗传算法可改善遗传算法性能^[12,14]。自适应遗传算法的交叉率 P_c 和变异率 P_m 基于个体的适应度进行改变。计算公式为^[14]

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f' > f_{\text{avg}} \\ P_{c1} & f \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (15)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f > f_{\text{avg}} \\ P_{m1} & f \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (16)$$

式中 $f_{\max}$ 为该代群体中最优个体的适应度; f_{avg} 为该代群体的平均适应度; f' 为要交叉的 2 个个体中较大的适应度; f 为要变异个体的适应度。

参数选取如下^[14]: $P_{c1} = 0.9$, $P_{c2} = 0.7$, $P_{m1} = 0.1$, $P_{m2} = 0.001$ 。

2.5 二次变异

经过选择、交叉和变异后的种群,仍然有部分个

体是与优良个体池重复的个体,个体适应度大,重复概率高,重复的数目也较大,因此这些个体是一些优良个体。由于已有优良个体池保留了这些个体和计算结果,因此可以检出这些个体进行二次变异操作。方法是在原编码的基础上进行邻域内变异,仍然采用均匀变异的方法,对实数编码(发电机机端电压),在原值基础上加 $\alpha \sim 2\alpha$ 或减 $\alpha \sim 2\alpha$;对于整数编码(电容器组或可调变压器)在原值基础上加 1 或减 1,加或减随机确定,并将控制量限制在可调范围之内。这种方法产生了一个原个体附近的新个体,增强了局部寻优能力。

2.6 算法分析

基本的遗传算法或自适应遗传算法,只有选择、交叉和变异 3 个操作。选择操作是在上一代个体中选出具备良好基因的个体用于交叉和变异操作,选择操作不会产生新的基因或个体。交叉操作是进行基因重组的过程,用优良个体进行交叉重组可能产生更好的个体,但也可能会破坏好的个体。交叉对基因是非破坏性的,也不会产生新的基因。交叉操作应取较大的概率,以加快收敛,通常取值在 0.4~0.9 之间^[14]。变异操作是使个体的基因产生突变,所以变异操作可以产生新的基因,以增加基因和个体多样性,如果变异步长大,基因变化大。变异前后的基因和个体差别大,容易跳出局部最优。如果变异步长很小,则变异前后的基因和个体差别小,成为局部搜索,达不到跳出局部最优的目的。如果变异概率大,变异步长大则接近随机寻优。因此,遗传算法的变异概率很小,通常在 0.001~0.1 之间^[14]。变异具备局部寻优能力,但由于概率很小,局部寻优能力十分有限。

自适应遗传算法中,适应度大的交叉和变异概率大,适应度小的交叉和变异概率小,有利于保留好的个体和基因,因此可以改善收敛速度。

基本遗传算法或自适应遗传算法有 2 个缺陷:局部寻优能力差,导致在后期收敛缓慢及解的质量不佳;缺少对于良好个体的有效保护,因为交叉和变异可能对良好个体进行破坏。针对前者,采用二次变异的方法解决,二次变异的步长很小,使得二次变异成为局部寻优。因为选择操作以适应度为依据,适应度大的个体,重复概率大,数量多,通过二次变异产生的邻近个体数量也多,正好符合对优良个体加强局部寻优的目的。针对后者,采用优良个体池的方法,每完成一代的计算,其结果与优良个体池中的个体竞争,保留优良个体。下一代的个体从优良个体池产生。

二次变异增强局部搜索能力的原理类似于禁忌 TaBu 搜索方法^[7],TaBu 搜索方法是从一点进行搜索,二次变异是多点的局部搜索。优良个体池产生的效果类似于遗传算法中的保留精英算法。保留精英算法只是让上一代的优良个体保留直接进入下一代。优良个体池是将所有计算过的个体进行竞

争,即保留了所有的精英个体。笔者采用自适应遗传算法与 TaBu 搜索方法结合并加入了保留精英策略,效果并没有本文方法好。

二次变异自适应遗传算法包含 5 个操作:选择操作、交叉操作、变异操作、二次变异操作、生存竞争。

2.7 算法及收敛条件

采用 Matlab 语言编制程序,潮流计算采用 P-Q 分解法^[16],算法步骤如下:

- a. 输入网络参数,计算参数;
- b. 产生初始群体;
- c. 用初始群体进行潮流计算;
- d. 计算网损、目标函数值和适应度;
- e. 保留该群体的计算结果到优良个体池;
- f. 从优良个体池中进行选择操作;
- g. 自适应交叉操作和变异操作;
- h. 检出重复个体,进行二次变异操作;
- i. 潮流计算;
- j. 计算网损、目标函数值和适应度;
- k. 该代个体与优良个体池中的个体进行生存竞争;
- l. 判断是否满足中止条件,如果不满足,转到步骤 f,如果满足则转到步骤 m;
- m. 从优良个体池中提取结果保存。

遗传算法是一种概率寻优过程,每次计算收敛情况并不相同,如果设置固定的代数,则要考虑最不利情况,设置一个大的计算代数。另外以一个小的目标函数值作为逼近值也不合理,因为无功优化之前所能达到的最小目标函数值是未知的。如果考虑连续多代的目标函数值没有减小,表明已经收敛。为了避免早熟,设置了最小计算代数。因此收敛条件为:连续 8 代目标函数值没有减小并且计算代数大于设置的最小代数。

3 算例分析

用 IEEE 30 节点系统^[12]计算比较,IEEE 30 有 6 个发电机节点,4 条调变压器支路和 3 个电容补偿节点,详细参数可参见文献[12],控制变量及范围见表 1^[12](表中 U_G 、 K_T 、 Q_C 分别为发电机电压、变压器档位、电容器无功)。

用自适应遗传算法(AGA)和本文的二次变异自适应遗传(SMGA)的计算进行比较。由于遗传算法是概率寻优,每次计算结果和代数可能不同,只能进行大量计算,对结果进行统计比较。2 种算法的交叉率和变异率均采用式(15)(16)计算,AGA 没有二次变异和优良个体池,但保留一个最优个体,该个体直接进入下一代,AGA 设置的最小代数为 100 代。SMGA 算法设置优良个体池,并进行了二次变异,设置的最小代数为 25 代。群体规模均为 60,其余的条件及参数一样。2 种方法的结果均满足不等式约束。

计算 100 次进行统计。计算代数统计见表 2;100 次计算中最好、最差和平均网损统计见表 3;优化的网损分布区域统计见表 4。

表 1 无功调节变量

Tab.1 Variables of reactive power control p.u.

变量	最小值	最大值	间距
U_G	0.9	1.1	连续
K_T	0.9	1.1	0.02
Q_C	-0.1	0.1	0.02

表 2 计算代数统计

Tab.2 Statistics of generation numbers

方法	最小代数	最大代数	平均代数
AGA	100	153	109
SMGA	30	126	63

AGA 的最小代数低于 100 代时,最好和最差网损相差较大,优化的网损值离散性大,设置为 100 代时得到表中的结果,说明 AGA 还存在早熟现象。为保证寻优质量,使用 AGA 应设置较大的寻优代数。表 2 中看到 SMGA 设置的最小代数为 25 代,而 100 次计算中最少代数为 30 代,大于设置的最小代数,表明设置的最小代数没有起作用,因此 SMGA 方法已克服了遗传算法早熟的缺点。SMGA 的平均代数为 63 代,为 AGA 平均代数的 58%,即 SMGA 比 AGA 收敛速度更快。

表 3 优化网损统计

Tab.3 Statistics of optimized transmission losses p.u.

方法	最好网损	最差网损	平均网损	标准偏差
AGA	0.04637	0.05096	0.04792	0.00110
SMGA	0.04641	0.04749	0.04685	0.00024

表 4 网损分布区域统计

Tab.4 Statistics of transmission loss distribution

网损区间 / p.u.	代数	
	AGA	SMGA
0.0460~0.0475	48	100
0.0475~0.0490	33	0
0.0490~0.0510	19	0

表 3 数据表明,AGA 计算的最好网损和最差网损相差 9.6%,计算结果分布在 0.046~0.051 p.u. 较大区域。依靠设置较大的最小计算代数会改善计算结果,但会导致计算时间加长。SMGA 的最好网损和最差网损相差 2.3%。SMGA 的平均网损和标准偏差均比 AGA 小,表明 SMGA 比 AGA 的寻优性能更好且优化结果更集中。

从表 3 可见,AGA 与 SMGA 优化的最好网损很接近,约为 0.0464 p.u.,但这是优化 100 次的最好结果,实际使用时不会做大量计算。

表 4 数据表明,AGA 的计算结果分布在 0.0460~0.0475 p.u. 之间的次数仅为 48%,而 SMGA 达到 100%。这说明 SMGA 优化结果集中在一小区域,并且集中在网损小的一端,说明 SMGA 较 AGA 寻优性能及稳定性更好。

限于篇幅,2 种方法都只列出其中一个优化编码输出,如表 5 所示。

通过对 AGA 和 SMGA 2 种方法的 100 次计算的输出编码观察发现,发电机节点电压在 1.06~

表 5 2 个优化编码和网损

Tab.5 Optimized codes and transmission losses of AGA and SMGA

方法	编码	网损 / p.u.
AGA	1.096,1.076,1.061,1.061,1.081,1.093,9,11,11,5,2,4,3	0.04726
SMGA	1.094,1.096,1.074,1.070,1.090,1.096,7,9,11,4,5,5,4	0.04683

注:编码顺序为发电机节点(节点号 13,11,8,5,2,1),电容节点(节点号 3,10,24),有载调压支路(编号 T_1, T_2, T_3, T_4, T_5)。

1.10 之间,电容补偿档位在 7~11 之间,有载调压档位 2~5 之间。优化后各母线电压在 1.06~1.10 之间,即优化的结果为,发电机为较高的电压,补偿电容大部分投入,有载调压档位较低档位,整个系统在较高的电压下运行。这说明尽管遗传算法每次优化输出的编码不同,但可归于相近的输出结果,得出的控制策略是一致的。

为了与其他计算方法进行比较,表 6 列出了进化算法(EP)^[6]、Broyden 非线性规划法^[1]、克隆选择法(CSA)、改进免疫算法(IIA)^[3]及本文的优化网损。表中的结果表明,本文算法的优化网损值低于其他几种方法。

表 6 不同方法的优化网损

Tab.6 Optimized transmission losses of different methods

方法	网损 / p.u.
EP	0.04963
Broyden	0.05586
CSA	0.04935
IIA	0.04885
SMGA	0.04685

4 结论

在自适应遗传算法 AGA 中引进优良个体池和二次变异的算法,克服了遗传算法对优良个体保护不足和局部寻优能力差的缺陷,改善了算法的收敛性能和解的质量,通过计算分析,该算法体现了以下几方面的优越性:

a. SMGA 优化的网损平均值比 AGA 低,表明寻优性能更好;

b. SMGA 优化的网损值集中在小的区间,优化的稳定性更好;

c. SMGA 优化的收敛速度比 AGA 更快;

d. SMGA 算法容易实现,适合实际工程应用。

因此,SMGA 相比 AGA,更适合电力系统无功优化的在线计算。

参考文献:

- [1] DAS D B, PATVARD HAN C. Reactive power dispatch with a hybrid stochastic search technique[J]. Electric Power Energy System, 2002, 24(9): 731-735.
- [2] 许文超,郭伟. 电力系统无功优化的模型及算法综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(1): 100-104.
XU Wen-chao, GUO Wei. Summarize of reactive power optimization model and algorithm in electric power system [J]. Proceedings of the EPSA, 2003, 15(1): 100-104.
- [3] 郭创新,朱承治,赵波,等. 基于改进免疫算法的电力系统无功优化[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(15): 23-29.
GUO Chuang-xin, ZHU Cheng-zhi, ZHAO Bo, et al. Power

- system reactive optimization based on improved immune algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(15): 23-29.
- [4] 万黎,袁荣湘. 最优潮流算法综述[J]. 继电器,2005,33(11): 80-87.
WAN Li,YUAN Rong-xiang. A summary of optimal power flow [J]. Relay,2005,33(11):80-87.
- [5] 钟红梅,任震,张勇军,等. 免疫算法及其在电力系统无功优化中应用[J]. 电网技术,2004,28(3):16-19.
ZHONG Hong-mei,REN Zhen,ZHANG Yong-jun,et al. Immune algorithm and its application in power system reactive power optimization[J]. Power System Technology,2004,28(3):16-19.
- [6] LAI L L,MAJ T. Application of evolutionary programming to reactive power planning comparison with nonlinear programming approach[J]. IEEE Trans on Power System,1997,12(1):198-204.
- [7] 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(1):61-64.
LIU Yu-tian,MA Li. Reactive power optimization based on TaBu search approach[J]. Automation of Electric Power Systems,2000,24(1):61-64.
- [8] 郭昆丽,姚李孝. 遗传算法在电力系统无功优化中的应用综述[J]. 西北水利发电,2003,19(1):11-13.
GUO Kun-li,YAO Li-xiao. The application of genetic algorithm in reactive power optimization of power system[J]. Journal of Northwest Hydroelectric Power,2003,19(1):11-13.
- [9] 张勇军,任震,唐卓尧,等. 电压无功优化的强多样性遗传算法[J]. 电力自动化设备,2003,23(1):18-20.
ZHANG Yong-jun,REN Zhen,TANG Zhuo-yao,et al. Diversity enhancing genetic algorithm for voltage and reactive power optimization[J]. Electric Power Automation Equipment,2003, 23(1):18-20.
- [10] 赵登福,周文华,张伏生,等. 遗传算法在无功优化中的改进[J]. 电网技术,1998,22(10):35-37.
ZHAO Deng-fu,ZHOU Wen-hua,ZHANG Fu-sheng,et al. Improvement of genetic algorithm for reactive power optimization[J]. Power System Technology,1998,22(10):35-37.
- [11] 万盛斌,陈明军. 基于改进遗传算法的电力系统无功优化[J]. 继电器,2005,33(15):37-40.
WAN Sheng-bin,CHEN Ming-jun. Reactive power optimization of power system based on improved genetic algorithm[J]. Relay,2005,33(15):37-40.
- [12] WU Q H,CAO Y J,WEN J Y. Optimal reactive power dispatch using an adaptive genetic algorithm[J]. Electrical Power & Energy System,1998,20(8):563-569.
- [13] 张武军,叶剑锋,梁伟杰,等. 基于改进遗传算法的多目标无功优化[J]. 电网技术,2004,28(11):68-71.
ZHANG Wu-jun,YE Jian-feng,LIANG Wei-jie,et al. Multiple-objective reactive power optimization based on improved genetic algorithm[J]. Power System Technology,2004,28(11):68-71.
- [14] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用[M]. 西安:西安大学出版社,2002.
- [15] 毕鹏翔,苗竹梅,刘健. 浮点数编码的无功优化遗传算法[J]. 电力自动化设备,2003,23(9):42-45.
BI Peng-xiang,MIAO Zhu-mei,LIU Jian. Reactive power optimization using float point encoding genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2003,23(9):42-45.
- [16] 王锡凡,方万良,杜正春. 现代电力系统分析[M]. 北京:科学出版社,2003.
- [17] 范宏,韦化. 改进遗传算法在无功优化中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2005,17(1):6-9.
FAN Hong,WEI Hua. Application of improved genetic algorithm in reactive power optimization[J]. Proceedings of the EPSA,2005, 17(1):6-9.
- [18] 王淑芬,万仲平,樊恒,等. 基于二层规划的无功优化模型及其混合算法[J]. 电网技术,2005,29(9):22-25.
WANG Shu-fen,WAN Zhong-ping,FAN Heng,et al. Reactive power optimization model and its hybrid algorithm based on bilevel programming[J]. Power System Technology,2005,29(9): 22-25.
- [19] 向为,黄纯,谢雁鹰,等. 具有改进变异的遗传算法在无功优化中的应用[J]. 继电器,2005,33(9):31-34.
XIANG Wei,HUANG Chun,XIE Yan-ying,et al. Application of genetic algorithms with improved mutation in reactive power optimization[J]. Relay,2005,33(9):31-34.

(责任编辑:李育燕)

作者简介:

康积涛(1962-),男,江西遂川人,教授,博士,研究方向为电力系统自动化和工业监控系统(E-mail: kangjitao@sina.com.cn);

钱清泉(1936-),男,江苏丹阳人,教授,中国工程院院士,研究方向为电力系统自动化和工业监控系统。

Reactive power optimization using second mutation genetic algorithm

KANG Ji-tao,QIAN Qing-quan

(School of Electrical Engineering,Southwest Jiaotong University,Chengdu 610031,China)

Abstract: By introducing fine individual pool and second mutation to adaptive genetic algorithm,a second mutation genetic algorithm is presented for the reactive power optimization and voltage control of power system. A fine individual pool with the same size as the group is established to store the detailed data of individual codes,fitness values,etc.. The individuals of each generation compete with the individuals in fine individual pool and the finer stays in pool. The next generation is produced from the fine individual pool. After genetic operation,the same individuals are picked out and mutated for the second time to produce adjacent differed individuals,thus avoiding repeated calculation,enhancing local search ability and speeding up the convergence. Both the proposed method and the adaptive genetic algorithm are applied to IEEE 30-bus system for comparison. Results show that,the average transmission loss optimized by the second mutation adaptive genetic algorithm is lower,with better optimization performance and smaller area of optimized transmission loss values.

Key words: power system; reactive power optimization; adaptive genetic algorithm; fine individual pool; second mutation