

一种最优匹配注入流与遗传算法结合的电容器优化规划方法

吴文清

(1. 浙江大学, 浙江 杭州 310027; 2 浙江金华电力局, 浙江 金华 321002)

摘要: 把电容器配置优化问题分解成主-从两个问题, 并采用解析和软优化算法结合的混合方法求解。主问题是优化电容器补偿点的个数和补偿地点; 从问题是假定补偿点个数和补偿地点都确定的前提下, 计算不同负荷水平下的最优补偿容量, 并归整到电容器组的可选容量上。基于最优匹配注入流法实现了一个解析算法, 用于计算从问题。而采用自适应参数调整的遗传算法来求解主问题。通过对选择压力、变异和杂交算子的自适应调整, 改进后的算法可以明显改善遗传漂移现象和提高收敛速度。该算法以最大经济效益为目标, 可以计算出各个补偿点的安装容量、单台容量和各负荷水平下的投运容量。最后的算例结果表明该文的算法是有效的。

关键词: 电容器优化配置; 遗传算法; 最优匹配注入流

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2005)03-0015-06

0 引言

并联电容器是电网无功补偿的重要设备, 在电网建设或改造时, 如何规划电容器的安装地点(个数、位置)、选择电容器的类型以及容量是一个重要的问题。它可以带来很好的经济效益, 还可以提高电网的安全裕度。

电容器优化配置是一个高维的混合整数优化问题, 特别是对于大规模配电网的电容器优化配置目前还没有一个快速且精确的计算方法。M. Ponnavaikko^[1]等采用了动态规划法, 但是随着系统规模的扩大该算法的计算负担呈指数级增长。A. A El-Kib^[2]等则把电容器容量和位置变量看成连续变量, 采用非线性规划模型求解, 但不能确保得到最优解。Hsiao-Dong Chiang^[3,4]等人则采用了模拟退火法, 该方法实际上没有利用任何先验的知识, 所以计算效率很低。

本文把电容器配置优化问题分解成主-从两个问题, 并采用解析和软优化算法结合的方法求解。主问题是优化电容器补偿点的个数和位置; 从问题是假定补偿点个数和补偿地点都确定的前提下, 计算不同负荷水平下的最优补偿容量, 并归整到电容器组的可选容量上。本文基于最优匹配注入流法^[5], 实现了一种可以快速地计算出某一负荷水平下各补偿节点的最优补偿容量的从问题解析算法。

遗传算法由于实现简单、灵活、鲁棒性好, 并具有较好寻优能力, 所以被广泛应用于传统优化算法

有困难的优化问题。本文采用改进的遗传算法求解主问题, 即电容器安装地点的优化。一般来说, 遗传算法仅能收敛到解空间的一个解上。当遗传算法的种群数量不够大, 选择压力不太合适时, 收敛到一个解的情况就会发生, 这种情况称为遗传漂移 (genetic drift)^[6]。本文采用了自适应调整选择压力、自适应调整遗传算法的控制参数(如杂交概率和变异概率)等方法来改善遗传漂移现象和提高收敛速度。由于结合解析迭代算法, 使得遗传算法只用于补偿节点的选择, 因而算法的解空间大幅度降低。

1 问题的数学模型

电容器优化配置是指考虑电容器的安装费用、成本费用的前提下优化电容器的安装地点、容量、类型和不同电压水平下的投运档位, 使得系统获得最优经济效益。

本文假设系统负荷是分段离散化的, 即在指定的时间段内的系统负荷是稳定不变的, 如图 1 所示。

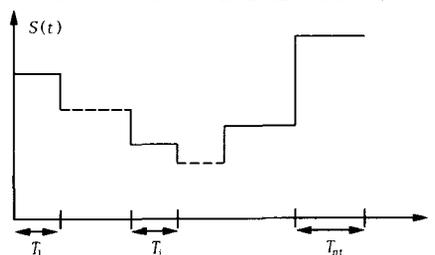


图 1 离散化的负荷曲线

Fig 1 Discretized load curve

设系统中共有 n_c 个电容器可能的安装地点和一年有 n_t 种负荷水平。则优化目标为:

$$\begin{cases} \text{Min} \sum_{k=1}^{n_c} C_k(u_k^0) + K_c \sum_{i=1}^{n_t} T_i P_{\text{loss}}(x^i, u^i) \\ F(Z^i, U^i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n_t \\ H(X^i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n_t \end{cases} \quad (1)$$

其中: $u_k^0 = I_k u_s$, I_k 为非负整数, $k = 1, 2, \dots, n_c$, 是第 k 组电容器的容量总和; u_s 是电容器的单位容量, 本文采用 30 kvar; $u^i = \{u_1^i, u_2^i, \dots, u_{n_c}^i\}$, $0 \leq u_k^i \leq u_k^0$, u_k^i 是离散变量, 即第 k 组电容器在时段 T_i 时负荷水平下的投运容量; $C_k(u_k^0) = C_k^0 + K_f \frac{u_k^0}{u_s}$, C_k^0 为安装电容器的固定费用, K_f 是单位容量 (u_s) 电容器的单位成本价, 所以 $C_k(u_k^0)$ 是投运第 k 组电容器的总费用; K_c 是一度电的电价, P_{loss} 是节省的网损; $F(Z^i, U^i) = 0$, $i = 1, 2, \dots, n_t$, 是潮流约束; $H(X^i) = 0$, $i = 1, 2, \dots, n_t$, 是容量和电压约束。

这是一个混合整数优化问题, 它涉及到空间和时间的二维问题的优化。为了便于求解, 本文把电容器配置优化问题分解成主 - 从两个问题。主问题是优化电容器补偿点的个数和补偿地点; 从问题是假定补偿点个数和补偿地点都确定的前提下计算不同负荷水平下的各电容器的最优投运容量, 从而可以计算出不同负荷水平下的网损。

2 最优匹配注入流

文献 [5] 指出电容器的投入相当于节点上无功电流注入有一个增量 g , 并引起支路电流 f_b^0 变化, 变化后电网的有功网损 P_{loss} 为:

$$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^b R_{bi} |f_{bi}|^2 = \sum_{i=1}^b R_{bi} |f_{bi}^0 + \sum_{j=1}^m E_{ij} g_j|^2 \quad (2)$$

式中: f_{bi} 是支路 i 的电流, R_{bi} 是支路 i 的电阻, f_{bi}^0 是支路 i 的基态电流, m 是装了电容器的节点总数, g_j 是 j 号电容器产生的节点注入电流的变化量; E_{ij} 是 $E = T^T - B^T S B Z_0 T^T$ (相关定义参见文 [5]) 的第 i 行 j 列的元素。

根据文献 [5], 求取合适的 g 使式 (2) 的 P_{loss} 取极小值。求解这样一个优化问题, 可以得到节点上的最佳无功注入补偿量, 称为最优匹配注入流, 记为 g_{opt} 。文献 [5] 给出了一种迭代算法, 可以快速计算出最优匹配注入流和最优补偿无功。

3 从问题求解算法

从问题是假设补偿点个数 n_c 和安装地点都确定的前提下, 计算各负荷水平下的补偿电容器的最优投运容量, 从而得到各节点的电容器安装容量, 并计算全年的总经济收益指标。

本文采用 $u^i = \{u_1^i, u_2^i, \dots, u_{n_c}^i\}$ 代表在 T_i 时段的负荷水平下各电容器的最优投运容量 (折算成了无功), 而矩阵 $u = \{u^1, u^2, \dots, u^{n_t}\}$ 代表在所有时段的负荷水平下各电容器的最优投运容量。

从问题的求解算法在主问题求解算法中被调用, 具体算法流程如下:

- (1) $i = 1$ 。
- (2) 取 T_i 时段的负荷。
- (3) $j = 1$, j 表示叠代次数。
- (4) 计算三相潮流。

(5) 利用最优匹配注入流法, 求出各补偿点的第 j 次的最优匹配注入电流 g_{opt}^j , 以及对应的最优补偿无功 $Q_{\text{opt}}^j = U^j g_{\text{opt}}^j$, U^j 是节点电压。

(6) 若所有 $|Q_{\text{opt}}^j| < Q_s / 2$ ($k = 1, 2, \dots, n_c$), Q_s 是电容器的单位容量, 则转 (7); 否则, $Q_k^j = Q_k^{j-1} + (|Q_{\text{opt}}^j| / Q_s) \cdot Q_s$, Q_k^j 等值成补偿电容附加在补偿节点上, $j = j + 1$, 转 (4); 其中, Q_k^j 是节点 k 的当前补偿无功。

(7) for $k = 1, 2, \dots, n_c$, $u_k^i = Q_k^j$ 。若 i 等于 n_t , 则计算结束。各时段最优电容器投运容量矩阵 $u = \{u^1, u^2, \dots, u^{n_t}\}$, $u^i = \{u_1^i, u_2^i, \dots, u_{n_c}^i\}$ 的数值全部计算得到; 否则 $i = i + 1$, 转 (2)。

(8) 各节点的电容器安装容量等于该节点在全部时段中最大的投运容量, 其计算公式如下式:

$$u_k^0 = \max\{u_k^1, u_k^2, \dots, u_k^{n_t}\}, \quad k = 1, 2, \dots, n_c$$

4 主问题的求解算法

算法主流程如图 3 所示, 利用遗传算法优化补偿点。每给定一补偿点序列就调用从问题的求解算法, 计算出给定补偿点在各时段的最优投运容量以及安装容量。然后计算该补偿点配置下系统的经济效益指标, 作为适应值。

普通遗传算法一般由染色体编码、个体的适应函数计算、选择操作和遗传操作产生新一代种群 (包括杂交操作和变异操作) 等基本步骤组成。遗传算法从本质上来说是一个动态、随机、自适应的过程, 因此不同的初始种群和由遗传算子产生的遗传误差

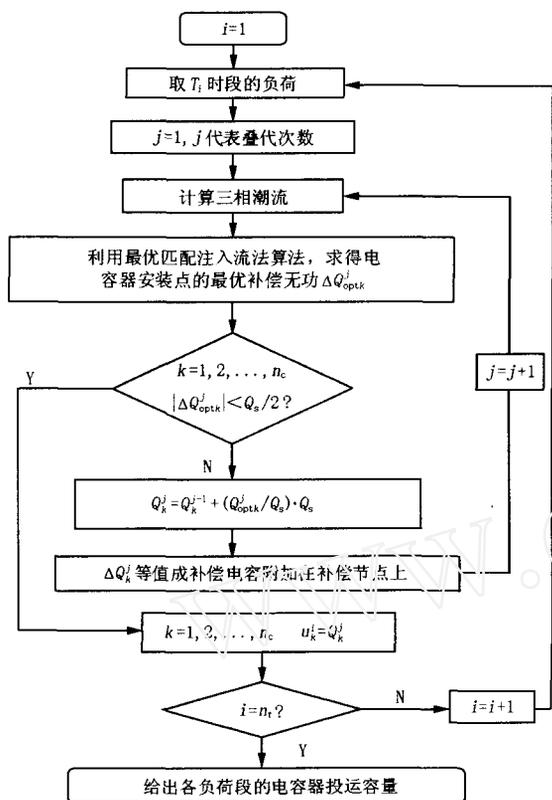


图 2 电容器容量优化算法流程

Fig 2 Algorithm flow chart of capacitors capacity optimization

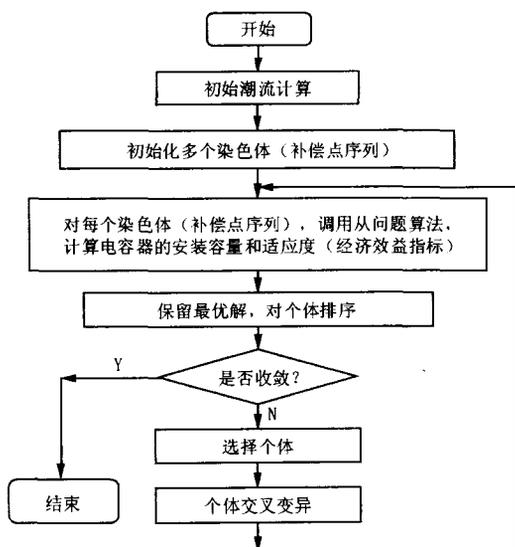


图 3 主问题求解算法

Fig 3 Algorithm for main problem

可能影响个体的性能。如果不考虑种群的反馈信息而直接设计算法参数的演化函数,其性能将很难保证。

另外,解空间的大小对于遗传算法的效率是决

定性的。若采用传统算法,其解空间是 n, m^{n_c} (m 是各节点可能的最大安装台数。为了保证精度,计算用的单台容量一般很小,所以 m 可能很大)。而采用本文算法其解空间为 $n, 2^{n_c}$,因而本文算法的优势明显。

遗传算法的控制参数包括计算代数、种群规模、选择系数、交叉概率和变异概率等。这些参数随问题不同而不同,可以通过多次测试以及待处理问题的特性研究来得到。但是若采用自适应的调整策略,将有可能达到较理想的效果。

在遗传算法中,变异算子给群体中带来新的遗传基因以恢复由于选择算子的作用而失去的个体多样性;杂交算子对群体内现有的信息进行重组以发现与环境更为适应的个体;而选择算子则起着导向的作用,以使搜索朝着搜索空间中的可能最优区域内进行。综合来看,杂交与变异的作用是“勘探”(explore)搜索空间以寻找那些可能最优区域,它以保持群体内的多样性为主要目的;而选择的作用则是“开采”(exploit)搜索空间以充分利用群体内当前所具有的有效信息,它使算法将搜索的侧重点放在那些具有较高适应值的个体上。

在求解复杂的优化问题时,如何在“勘探”和“开采”之间进行有效的权衡是使算法获得较高性能的关键性问题。对算法的适应性调整是有效解决这一问题的一种方法。本文在采用保存最优解策略基础上,对遗传算子采用了自适应调整。

4.1 选择操作的自适应调整

本文采用了基于排名的选择基础上自适应调整其参数。基于排名的选择方案原理如下:即先将染色体按适应值从小到大排列,然后按下式分配选择概率:

$$P_i = \begin{cases} q(1-q)^{i-1}, & i=1, 2, \dots, N-1 \\ (1-q)^{N-1}, & i=N \end{cases}$$

其中: p_i 是个体的选择概率; N 是种群规模; q 是一个常数,表示最好个体的选择概率。最后,通过轮盘赌的方式,选择个体:先生成一个 $[0, 1]$ 内的随机数 r ;若 $p_0 + p_1 + \dots + p_{i-1} < r < p_1 + p_2 + \dots + p_i$, 则选择染色体 i , 此处假设 $p_0 = 0$ 。

这种选择方案的优点是可以降低过早收敛和停滞现象。并且实现简单,可以直接使用原始适应值进行排名。

在演化的早期,选择系数较小,可以达到增加种群多样性的目的。随着演化的进行,增加选择系数,以加快收敛速度。当算法逐渐收敛后,为了再次增

强种群多样性,可以适度的减小选择系数。过一段时间后,再增大选择系数而促进收敛。如此往复的经过几个周期,就可以提高收敛。

本文中选择系数以 $q(t)$ 变化,其中 t 是演化代数, $q(t)$ 是一个单调递增的函数。使用四个参数来近似实现这种自适应选择算子。这四个参数是:最小选择系数 f_{Min} 、最大选择系数 f_{Max} 、选择系数的变化阶数 n_{Step} 、选择算子的控制代频 $n_{Interval}$ 。这样就可以使用以下两步来计算 $q(t)$:

(1) 当前使用阶数 $n_{Order} = (t/n_{Interval}) \text{ Mod } n_{Step}$;
(其中, t 为当前代数)

$$(2) q(t) = f_{Min} + (f_{Max} - f_{Min}) \cdot (n_{Order} / n_{Step})$$

使用这种方案, $q(t)$ 是一个周期函数。具有这种特性的 q 参数,可以使得种群多样性的保持和算法收敛性都能得到满足。

4.2 杂交操作的自适应调整

对杂交操作的自适应调整,可以从杂交概率上进行,即设计一个随 t 单调递减的 $P_c(t)$ 函数。这样在算法的初期就更易保持个体的多样性,利于算法的全局搜索。而在算法的后期,搜索则更易在局部邻域内进行,增强算法的寻优能力。

在这里我们使用线性递减的基因杂交率 $P_g(t)$ 。在本文中使用了四个参数来近似实现这种自适应杂交算子。这四个参数分别是:最小杂交率 f_{Min} 、最大杂交率 f_{Max} 、杂交率变化的阶数 n_{Step} 、自适应杂交算子的控制代频 $n_{Interval}$ 。这样就可以使用以下两步来计算 $P_g(t)$:

(1) 当前使用阶数 $n_{Order} = (t/n_{Interval}) \text{ Mod } n_{Step}$;
(其中, t 为当前代数)

$$(2) P_g(t) = f_{Max} - (f_{Max} - f_{Min}) \cdot (n_{Order} / n_{Step})$$

使用这种方案,可以避免频繁计算参数 $P_g(t)$,同时 $P_g(t)$ 是一个周期函数。

4.3 变异操作的自适应调整

和自适应杂交操作一样,变异操作也可以从变异概率着手,即设计一个随 t 单调递减的 $P_m(t)$ 函数。这样在算法的初期就更趋向于保持个体的多样性,利于算法的全局搜索。而在算法的后期,增强算法的局域搜索能力。

在这里我们使用线性递减的基因变异率 $P_m(t)$ 。在本文中使用了四个参数来近似实现这种自适应变异算子。这四个参数是:最小变异率 f_{Min} 、最大变异率 f_{Max} 、变异率变化的阶数 n_{Step} 、自适应变异算子的控制代频 $n_{Interval}$ 。这样就可以使用以下两步来计算 $P_m(t)$:

(1) 当前使用阶数 $n_{Order} = (t/n_{Interval}) \text{ Mod } n_{Step}$;
(其中, t 为当前代数)

$$(2) P_m(t) = f_{Max} - (f_{Max} - f_{Min}) \cdot (n_{Order} / n_{Step})$$

使用这种方案,可以避免频繁计算参数 $P_m(t)$,同时 $P_m(t)$ 是一个周期函数。它的曲线基本形状与自适应杂交操作的 P_g 参数变化类似。

5 算例分析

如图 4 所示一三馈线算例系统^[7]。我们采用如下参数:电价 0.30 元 / kWh,每组电容器安装固定费用 1 000 元,电容器的单台购买费用 300 元,以及单台电容器容量为 30 kva,一年的负荷分布数据如表 1。遗传算法的初始参数如下:交叉概率 0.4,基因交叉概率 0.10,变异概率 0.70,基因变异概率 0.40,选择系数 0.15,最大迭代次数 1 000,稳定迭代次数 40。

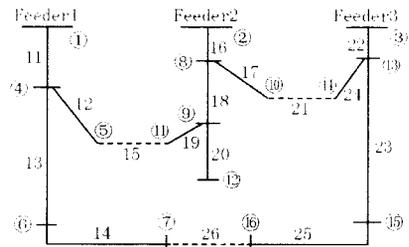


图 4 三馈线算例系统

Fig 4 Three-feeder distribution system

表 1 一年的负荷分布数据

Tab 1 Load duration for test system in one year

负荷水平				持续时间/h			
S_1	S_2	S_3	S_4	T_1	T_2	T_3	T_4
0.5	1.0	1.5	2.0	1 000	5 760	1 000	1 000

分别采用固定参数、自适应调整选择系统和自适应调整杂交、变异操作,对该算例进行分析。

在使用自适应调整的选择操作前,优化计算的结果如表 2。停止条件是连续 40 代不变,该算法在 35 代首次得到稳定解。该方案节省电费为 619 476.24 元,其中成本是 280 300 元,优化效益是 339 176.24 元。

通过对选择操作的自适应调整,优化计算的结果如表 3。停止条件是连续 40 代不变,该算法在 64 代首次得到稳定解。该方案节省电费为 613 157.65 元,其中成本是 268 400.00 元,优化效益是 344 757.65 元。在迭代过程中可以发现未使用自适应选择操作的较早几代中目标函数下降比较剧烈。但是,在后期其目标函数的优化效果就比较差了。这也就是说

种群中已被较优染色体统治,群体中实际已不存在竞争,从而搜索目标难以得到改善,出现了停滞现象(stagnation)。但是通过对选择算子的自适应调整,可以看到在整个优化过程中,目标函数都能够得到改善。虽然使用自适应选择算子的初期阶段中,优化效果没有不使用自适应选择算子的遗传算法好,但是在最终的求解中其最优解却胜过后者。

表 2 自适应调整的选择操作前优化结果

Tab 2 Optimization results of original algorithm

安装地点	第 1 时段 投运台数	第 2 时段 投运台数	第 3 时段 投运台数	第 4 时段 投运台数	安装 台数
bs7	50	99	148	197	197
bs9	68	137	208	281	281
bs10	28	57	88	120	120
bs12	32	61	88	111	111
bs11	1	2	3	3	3
bs16	34	69	103	137	137
bs14	15	31	46	62	62

表 3 自适应选择操作后优化结果

Tab 3 Optimization results of algorithm with adaptive selection

安装地点	第 1 时段 投运台数	第 2 时段 投运台数	第 3 时段 投运台数	第 4 时段 投运台数	安装 台数
bs7	50	99	148	197	197
bs9	69	139	211	284	284
bs10	28	57	88	120	120
bs12	32	61	88	111	111
bs16	42	83	125	166	166

自适应杂交操作后算法在第 60 代达到了采用自适应调整的选择操作的结果(如表 3)。但比自适应调整的选择操作快了 4 代达到相同优化解,但这只是针对该问题的结果,并不具备普遍性。从整个优化过程中,在初期阶段,遗传操作搜索到较多的模式,目标函数快速下降,在后期,遗传操作更是集中于微调,从而使得网损逐步下降。在最终的求解中其最优解胜过了未使用自适应算子的算法。这符合预想的效果。

采用自适应变异操作后算法在 54 代达到了稳定解。该方案节省电费为 593 482.96 元,其中成本是 253 100 元,优化效益是 340 382.96 元。在这个算例中,在演化的初期和中期发现各有一次明显的目标函数下降过程。这说明基因变异率经历了从大到小的两个周期。这就是由于在这两个时期变异算子的变异概率增强的原因。

表 4 自适应变异操作后优化结果

Tab 4 Optimization results of algorithm with adaptive mutation

安装地点	第 1 时段 投运台数	第 2 时段 投运台数	第 3 时段 投运台数	第 4 时段 投运台数	安装 台数
bs7	50	99	148	197	197
bs9	83	169	257	348	348
bs12	32	61	88	111	111
bs11	2	3	4	5	5
bs16	42	83	125	166	166

6 结论

本文给出一种结合了解析算法和软优化算法的综合方法用于电容器配置优化。分解成两个问题——主问题和从问题。主问题是确定最优的安装地点和安装点的个数,而从问题是在安装地点确定的情况下给出各负荷水平下的最优投运容量和安装容量。主问题本文采用了自适应参数调整的遗传算法,有效地改善遗传漂移现象和提高收敛速度。从问题则采用了一种基于最优匹配注入流法的解析算法,可以高效地求出给定补偿点的安装容量。结合解析算法,使得遗传算法仅需优化补偿地点,所以相对普通算法解空间大大降低。算例表明本文提出的算法可以有效地解决电容器配置优化这个高维的复杂组合优化问题,在给出最优的安装地点的同时给出了各负荷水平的最优投运容量以及安装容量。本文提出的算法也可以应用于其他无功补偿装置的配置优化中。

参考文献:

- [1] Ponnavaikko M, Prakasa Rao K S Optimal Choice of Fixed and Switched Shunt Capacitors on Radial Distribution Feeder by the Method of Local Variations[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1983, 102: 1607 - 1614.
- [2] El-Kib A A, Grainger J J, Clinard K N, et al Placement of Fixed and/or Non-simultaneously Switched Capacitors on Unbalanced Three-phase Feeders Involving Laterals[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1985, 104: 3298-3305.
- [3] CHANG Hsiao-dong, WANG Jin-cheng, et al Optimal Capacitor Placement in Distribution Systems, Part I A New Formulation and the Overall Problem [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1990, 5 (2): 634-642.
- [4] CHANG Hsiao-dong, WANG Jin-cheng, et al Optimal Capacitor Placement in Distribution Systems, Part II Solution Algorithms and Numerical Results [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1990, 5 (2): 643-649.

- [5] 吴文传,张伯明. 电容器实时优化投切的最优匹配注入流法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 35-39.
WU Wen-chuan, ZHANG Bo-ming Optimal Matching Injected Flow for Optimal Sizing of Capacitor[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 35-39.
- [6] Mahfoud S W. Genetic Drift in Sharing Methods[A]. Proc IEEE Conf Evolutionary Computation Piscataway (NJ): 1994. 67-72
- [7] Civanlar S, Grainger J J, Yin H, et al Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1988, 3(3): 1217-1223.

收稿日期: 2004-05-24; 修回日期: 2004-07-03
作者简介:

吴文清(1968-),男,硕士研究生,工程师,研究方向为电力系统无功优化。E-mail: wuwenqing_melody@163.com

A hybrid method based on matching injected flow and genetic algorithms for optimal capacitors placement

WU Wen-qing^{1,2}

(1. Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. Jinhua Electric Power Bureau, Jinhua 321002, China)

Abstract: The problem of optimal capacitor placement is divided into a master problem and a slave problem in this paper. A hybrid method, which is composed of analytical and soft computing algorithms, is developed. The slave problem is to determine the size and type of capacitors. To solve the slave problem, a novel and fast algorithm named optimal matching injected flow is presented. It can calculate the precise size of capacitors under every load level. The master problem is to optimize capacitors' placing position. To solve the master problem, a revised genetic algorithm is employed. To improve the search ability of the genetic algorithm, some adaptive adjusting methods are suggested. The proposed algorithm is implemented using C++. A numerical result verifies the presented method is efficient.

Key words: optimal capacitors placement; genetic algorithm; optimal matching injected flow

(上接第 14 页 continued from page 14)

- [9] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
YANG Fu-sheng Engineering Analysis and Application of Wavelet Transform[M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [10] Mallat S, Zhong S. Characterization of Signal from Multi-scale Edges[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732
- [11] YANG Hong-tzer, LIAO Chiung-chou. A De-noising Scheme for Enhancing Wavelet-based Power Quality Monitoring System[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 16(3): 353-360.
- [12] Papoulis. Probability & Statistics[M]. NJ: Prentice Hall, 1990.

收稿日期: 2004-05-21; 修回日期: 2004-07-16
作者简介:

李慧(1976-),女,博士研究生,主要研究方向为配电系统状态估计、负荷预测算法研究,小波分析理论及其应用; E-mail: lhxy21@sina.com

杨明皓(1953-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为电力系统运行与控制、配电自动化、电能质量与谐波。

Application of wavelet analysis to bad data identification for power system

LI Hui, YANG Ming-hao

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Historical bad data are so distorted by combined effects of all influential factors that affect the use of the EMS or DMS application software, so they must be detected before used. In nature, false data are regarded as singularity points among load data. Discrete binary wavelet transform can be used to detect locations and characteristics of the local singularity points. A bad data identifying method based on wavelet singularity detection theory and wavelet de-noising method is presented for power system. By analyzing the singularities, false data are found. The validity of the approach is verified by real data analysis.

Key words: bad data; binary wavelet transform; singularity detection; Lipschitz exponent; wavelet de-noising