

# 基于二进制粒子群算法的辐射状配电网故障定位

李超文<sup>1</sup>, 何正友<sup>1</sup>, 张海平<sup>1</sup>, 高辉<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 安徽省电力公司合肥供电公司, 安徽 合肥 230051)

**摘要:** 粒子群算法是一种群体智能优化算法, 具有简单易行、容易实现、收敛性好等优点。通过建立适当的优化模型, 提出了基于二进制粒子群算法的辐射状配电网故障定位算法, 并通过算例验证了该算法的可行性和有效性。结果表明该算法收敛速度快, 能够对辐射状配电网中单点和多点故障进行精确定位, 并在部分故障信息畸变的情况下, 能得出正确结果, 容错性能好。

**关键词:** 配电网; 故障定位; 优化模型; 粒子群算法; 容错性能

## Fault location for radialized distribution networks based on BPSO algorithm

LI Chao-wen<sup>1</sup>, HE Zheng-you<sup>1</sup>, ZHANG Hai-ping<sup>1</sup>, GAO Hui<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031 China;

2. Hefei Power Supply Company of Anhui Province Electric Power Corporation, Hefei 230051, China)

**Abstract:** PSO is an optimized algorithm with collective intelligence, which has advantages of simpleness, easy realization and good astringency. By building an appropriate optimized model, this paper puts forward method of fault sections location in radialized distribution networks based on binary particle swarm optimization algorithm, numerical examples demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method. The results indicate the algorithm has fast convergent velocity and accurate fault location abilities in single fault or multiple faults situations. In addition, it also has good fault-tolerance when some fault information is aberrated.

**Key words:** distribution network; fault location; optimized model; particle swarm optimization algorithm; fault-tolerance

中图分类号: TM711; TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)07-0035-05

## 0 引言

配电网故障定位是实现配电自动化的重要内容之一, 其目的是根据各 FTU 采集的故障信息来综合判断故障发生的区段, 为故障分析和供电恢复提供条件。因此, 它对于缩短停电时间、减小停电范围和提高供电可靠性等方面具有重要意义<sup>[1]</sup>。

目前研究的配电网故障定位算法主要有两类: 直接算法和间接算法。直接算法中最典型的是矩阵算法<sup>[2]</sup>, 是根据网络拓扑矩阵和故障信息矩阵的运算形成故障判定矩阵, 该算法计算速度快, 但要求 FTU 上传精确的故障信息, 容错性差, 不能处理 FTU 上传信息有畸变的情况。间接算法就是所谓的各类智能算法, 典型代表为遗传算法<sup>[3]</sup>, 该算法在上传的故障信息出现畸变时, 能给出较为精确的结

果, 容错性好, 但计算量大、参数设置复杂, 影响了故障定位的实时性。

基于优化模型的配电网故障定位方法属于智能算法的一种, 它可以把问题表示为 0~1 整数规划问题, 在此基础上, 通过优化算法寻找使构造的目标函数最小(或最大)的最优解, 即找出最能解释故障信息的故障设备和故障类型。优化型故障诊断方法可求得多个可能的解, 但它存在寻优算法优劣和优化的实时性等问题需要研究解决。

在众多的优化算法中, 近年来发展利用的粒子群算法是较好的优化算法之一, 粒子群算法 PSO<sup>[4]</sup> (Particle Swarm Optimization) 是 Kennedy 和 Eberhart 博士于 1995 年提出的一种新的群体智能演化算法。该算法是模拟自然界中鸟群捕食行为而形成的一种优化算法, 通过对简单社会系统的模拟, 在多维解空间中构造“粒子群”, 粒子的位置代表待优化问题的解。与遗传算法相比, PSO 算法无需进行选择、交叉和变异, 具有简单易行、容易实现、

**基金项目:** 国家自然科学基金 (No. 50407009); 四川省杰出青年基金项目 (No. 06ZQ026-012); 教育部优秀新世纪人才支持计划项目 (NCET-06-0799)

计算速度快、收敛性好等优势,在许多领域得到广泛应用。目前,PSO算法已成功应用于电力系统发电机组组合、无功优化等问题的求解。

基于此,在建立配电网故障定位的优化模型的基础上,本文提出利用二进制粒子群算法对其寻优求解,实现配电网故障定位。

## 1 粒子群算法的基本原理

在PSO算法中,每个优化问题的解都是粒子在搜索空间中的位置,粒子还有一个速度值决定它们飞翔的方向和距离,然后粒子群就追随当前的最优粒子在解空间中搜索。在搜索过程中,每个粒子到目前为止找到的自身的最佳位置称为粒子的个体极值  $p_{best}$ ,所有粒子中的最佳位置记为全局极值  $g_{best}$ 。设在一个  $M$  维的搜索空间,粒子  $i$  的位置表示为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$ ,速度表示为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM})$ 。粒子  $i$  有一个被优化的函数决定的适应度值,将  $X_i$  代入目标函数计算出适应度值,根据该值的大小衡量  $X_i$  的优劣,在找到  $p_{best}$  和  $g_{best}$  之后,根据公式(1)和(2)来更新自身的速度和位置<sup>[4]</sup>。

$$v_{im}^{k+1} = \omega v_{im}^k + c_1 r_1^k (p_{best,im}^k - x_{im}^k) + c_2 r_2^k (g_{best,im}^k - x_{im}^k) \quad (1)$$

$$x_{im}^{k+1} = x_{im}^k + v_{im}^{k+1} \quad (2)$$

式中:  $x_{im}^{k+1}$  和  $v_{im}^{k+1}$  分别为粒子  $i$  在第  $k+1$  次迭代时在第  $m$  维空间的位置和速度;  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  为加速因子,都是正实数;  $r_1$  和  $r_2$  为随机产生的一个介于  $[0, 1]$  之间的随机数;  $p_{best,im}^k$  为粒子  $i$  至第  $k$  次迭代为止在第  $m$  维空间找到的个体最优粒子位置;  $g_{best,im}^k$  为至第  $k$  次迭代为止在第  $m$  维空间找到的群体最优粒子位置。

上述PSO算法主要是针对于连续函数优化问题的。为解决离散或二进制变量的优化问题,文献[5]提出了二进制粒子群优化算法BPSO(Binary Particle Swarm Optimization)。二进制粒子群算法中,将粒子每一维位置  $x_{im}$  和粒子最优的个体值都限定为0或1,而对粒子的速度不加限制。根据速度大小来选择在粒子对应位置上为0或者1,速度大一些,则表示对应位置选1的概率大,速度较小则意味着对应位置可能会选0。其基本公式如式(3)所示:

$$\begin{cases} x_{im}^{k+1} = 1 & r_{im}^{k+1} < \text{sigmoid}(v_{im}^{k+1}) \\ x_{im}^{k+1} = 0 & r_{im}^{k+1} \geq \text{sigmoid}(v_{im}^{k+1}) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中的  $r_{im}^{k+1}$  为随机产生的介于  $[0, 1]$  之间的随机

数。为防止  $\text{sigmoid}(v_{im}^{k+1})$  函数饱和,本文中粒子的速度设定在  $[-4, 4]$  范围内,对应的  $\text{sigmoid}(v_{im}^{k+1})$  函数为:

$$\text{sigmoid}(v_{im}^{k+1}) = \begin{cases} 0.98 & v_{im}^{k+1} > 4 \\ \frac{1}{1 + e^{-v_{im}^{k+1}}} & -4 \leq v_{im}^{k+1} \leq 4 \\ -0.98 & v_{im}^{k+1} < -4 \end{cases} \quad (4)$$

## 2 基于BPSO算法的配电网故障定位基本原理及算法

配电网发生故障后,安装于各分段开关、联络开关的FTU可监测到故障电流,在和故障电流整定值比较后,形成离散的故障信息,1表示开关流过故障电流,0表示未流过故障电流。FTU将这些离散的故障信息通过通讯系统上传至调度中心,由主站端的故障定位程序判断故障区间。因为各FTU上传至调度主站的故障信息是离散的0、1信号,故本文采用二进制粒子群算法进行全局寻优,实现故障定位。

### 2.1 基于BPSO算法的配电网故障定位原理

在本文需要解决的配电网故障定位问题中,粒子的位置代表配电网中馈线区段的状态,粒子的维数代表配电网的馈线区段总数。每一馈线区段存在0和1两种状态,0表示正常状态,1表示故障状态,馈线区段的状态为待求量。因此, $N$ 段馈线区段的状态求解就转化成 $N$ 维粒子群优化求解,每个粒子的 $N$ 维位置都表示为配电网 $N$ 段馈线区段的潜在状态。每次迭代过程中,通过公式(5)所示的评价函数评价各粒子位置优劣,更新粒子的当前最优位置和全体粒子的最优位置,进而更新粒子的速度和位置,直到满足迭代次数为止。最终得出的粒子群的全局最优位置就是所求的各馈线区段的实际状态。

### 2.2 评价函数构造

评价函数的合理设计是利用优化算法对配电网故障准确定位的关键所在。本文采用的评价函数是参考文献[6]提出的模型,如式(5):

$$F_{it}(S_B) = \sum_{j=1}^N |I_j - I_j^*(S_B)| + w \sum_{j=1}^N |S_B(j, i)| \quad (5)$$

表达式的值为每个潜在解对应的适应度值,值越小表示解越优良,因此目标函数应取极小值。式中:  $I_j$  为第  $j$  个开关FTU上传的故障信息,取值为1认为该开关流过了故障电流,为0则未流过;  $I_j^*(S_B)$  为各开关节点的期望状态,若该开关流过了

故障电流, 则期望状态为 1, 相反, 期望状态为 0, 表达式为各设备状态的函数;  $N$  为配电网中馈线区段的总数;  $S_B$  为配电网中各设备状态, 为 1 表明设备故障, 取 0 则设备正常;  $w \sum_{j=1}^N |S_B(j, i)|$  表示一个权重系数乘以故障设备数,  $w$  是根据故障诊断理论中“最小集”概念设置的权重系数, 取值范围介于 0 与 1 之间, 表面故障区间数越少解越优, 避免出现误诊断, 本文中权重系数取 0.5。

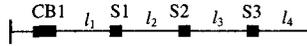


图1 简单配电网

Fig.1 A simple distribution network

图1为一段简单的配电网, 当某段馈线段发生故障时, 则该馈线段靠近电源侧的开关均流过故障电流。因此, 各开关期望状态函数由其后续的各馈线区段状态确定, 如式(6)所示。

$$\begin{aligned} I^*(CB1) &= l_1 \parallel l_2 \parallel l_3 \parallel l_4 \\ I^*(S1) &= l_2 \parallel l_3 \parallel l_4 \\ I^*(S2) &= l_3 \parallel l_4 \\ I^*(S3) &= l_4 \end{aligned} \quad (6)$$

将式(6)代入式(5), 得到评价函数为:

$$\begin{aligned} F_u(l_1, l_2, l_3, l_4) &= |I_{CB1} - I^*(CB1)| + |I_{S1} - I^*(S1)| + \\ &|I_{S2} - I^*(S2)| + |I_{S3} - I^*(S3)| + \\ &0.5 * |l_1 + l_2 + l_3 + l_4| \end{aligned} \quad (7)$$

### 2.3 提高算法收敛性的改进措施

针对于基本 PSO 算法中途易陷入局部收敛的缺点, 本文对二进制 PSO 算法适当改进, 使其满足配电网故障定位的适时性和准确性要求。

#### 2.3.1 参数选取

惯性权重  $\omega$  和学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  的选取将直接影响到 PSO 算法的收敛性。文献[7]提出压缩因子法, 将式(1)变换成如下形式:

$$v_{im}^{k+1} = k[v_{im}^k + c_1 r_1^k (p_{best,im}^k - x_{im}^k) + c_2 r_2^k (g_{best,im}^k - x_{im}^k)] \quad (8)$$

$$\text{式中: } k = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}}, \quad \varphi = c_1 + c_2 \text{ 且 } \varphi > 4。$$

一般取  $\varphi = 4.1$ , 故  $c_1 = c_2 = 2.05$ 。仿真结果表明该方法能大大提高 PSO 算法的收敛速度。对应式(1)中的参数, 选取  $\omega = k = 0.729$ ,  $c_1 = c_2 = 1.494$ 。

#### 2.3.2 惯性权重的动态调整

惯性权重  $\omega$  对于平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力有很大作用<sup>[8]</sup>。 $\omega$  值较大, 算法具有较强的全局搜索能力, 但收敛性下降;  $\omega$  值较小, 算法倾向于局部搜索, 易陷入局部极值。本文采用的办法是将  $\omega$  初始为 0.9, 并随迭代次数的增加递减至 0.4, 以达到较好的全局和局部搜索能力, 并在算例中与  $\omega$  取常值进行比较。

#### 2.3.3 粒子位置的动态调整

保证粒子群的多样性是防止算法陷入局部收敛的有效方法之一。本文中采用的方法如下: 若某个粒子的适应度值经过一定次数迭代后没有发生改变, 则在搜索空间中随机产生一个新的位置, 从而保证粒子群的多样性, 防止算法陷入局部收敛<sup>[9]</sup>。

### 2.4 算法流程

1) 确定粒子群规模  $m$ , 最大迭代次数  $n$  以及粒子群参数等。

2) 对配电网开关节点和馈线区段编号, 确定粒子群维数, 形成各开关节点的期望函数, 并根据故障信息形成评价函数。

3) 粒子群初始化。随机产生  $m$  个可行解  $X_1, X_2, \dots, X_m$ , 即每个粒子的每一维位置被随机赋予 1 或 0 状态。通过评价函数计算  $X_i$  的适应度值并将其作为初始个体极值  $p_{best,i}$ , 因为配电网故障定位是求目标函数的最小值, 故将所有  $p_{best,i}$  中的最小值赋给  $g_{best}$  作为初始全局极值。 $V_i$  初始为 -4 和 4 之间的随机数。

4) 计算粒子的适应度值。将每个粒子的位置带入评价函数, 计算适应度值。如果粒子  $i$  的适应度优于此前的个体极值, 则将其设为  $p_{best,i}$ ; 如果最佳的  $p_{best,i}$  优于此前的全局极值, 则将其设为  $g_{best}$ 。

5) 根据公式(1)和(3)更新粒子群的速度和位置。

6) 如果满足收敛条件或达到最大迭代次数, 则停止计算, 粒子群全局最优位置即是各馈线区段的状态。否则返回步骤4)继续迭代。

## 3 算例分析

图2为具有20个开关节点的单电源辐射型配电网, 首先对开关和馈线区段编号, 括号内的数字代表馈线区段的编号。本文用 MATLAB 编制了基于二进制 PSO 算法的配电网故障定位程序, 测试该算例单点和多点故障定位效果以及不同惯性权重对于算法收敛性的影响。参数设置如下: 搜索空间维数为 20, 粒子群规模为 80, 最大迭代次数为 100,  $c_1 = c_2 = 1.494$ 。

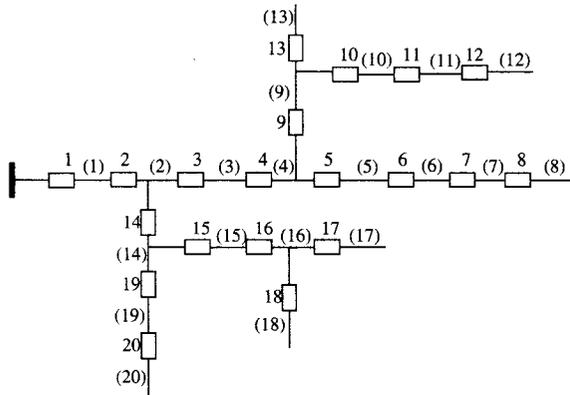


图2 单电源配电网络

Fig.2 Single-source distribution network

### 3.1 单点故障仿真

分别假设馈线区段 10、16、20 发生相间短路，测试故障信息完备和部分故障信息畸变情况下的定位结果。由于初始种群是随机产生的，故每次迭代过程会有所不同，为检验算法的收敛效果，连续运行程序 50 次，测试结果如表 1 所示。

表 1 单点故障测试结果

Tab.1 Test results of single fault

输入	畸变位数	测试结果
11110000110000000000	0	00000000010000000000
10010000110000000000	2	00000000010000000000
11000000000001110000	0	00000000000000010000
11000000000001010000	1	00000000000000010000
11000000000001000011	0	00000000000000000001
01000000000001000001	2	00000000000000000001

表 1 所示：输入样本为 20 个开关节点的故障信息，1 表示该开关流过了故障电流，0 为未流过；测试结果为 20 段馈线区域的状态信息，1 表示该馈线段故障，0 表示正常。可见，当配电网发生单点相间短路故障时，对于故障信息完备情况算法均能收敛最优解，对于少数故障信息丢失，也能得出正确结果。例如馈线区段 10 发生故障时，开关 1、2、3、4、9、10 流过故障电流，其他节点未流过，故输入为 [11110000110000000000]，测试结果为馈线区段 10 故障，当开关 2、3 故障信息丢失时，输入变为 [10010000110000000000]，亦能判断出馈线区段 10 故障。

### 3.2 多点故障仿真

分别假设馈线区段 (5, 10, 19)、(6, 13, 14) 和 (7, 12, 16) 同时发生相间短路故障，测试本算法对于多点故障的定位效果。连续运行程序 50 次，对于故障信息完备情况均能收敛最优解，对于少数故障信息丢失，也能得出正确结果，算法具有高容

错性能。测试结果如表 2 所示。

表 2 多点故障测试结果

Tab.2 Test results of multiple faults

输入	畸变位数	测试结果
11111000110001000010	0	00001000010000000010
00111000110001000010	2	00001000010000000010
11111100100011000000	0	00000100000011000000
00101100100011000000	3	00000100000011000000
11111110111101110000	0	00000010000100010000
001101101110101110000	4	00000010000100010000

表中可见，假设馈线区段 7、12 和 16 同时发生故障时，开关 1、2、3、4、5、6、7、9、10、11、12、14、15、16 流过故障电流，其它开关未流过，信息完备时输入为 [11111101111011100000]，测试结果显示馈线区段 7、12 和 16 故障，假设开关 1、2、5、11 的故障信息丢失，则输入为 [00110110110101110000]，同样可以得到正确结果。然而，当关键信息丢失，如邻近故障点两侧的 FTU 采集的故障信息畸变时，判断结果则容易出错。例如本例中开关 16 的故障信息若丢失，则判断结果显示的是馈线区段 15 故障，可见故障区段 16 两端的节点信息是关键信息，丢失了会造成误判。因此，同其他算法类似，本算法同样不具备关键信息丢失的容错性能。

### 3.3 不同惯性权重比较

惯性权重  $\omega$  分别取 0.9、0.729、0.5 以及在 0.9~0.4 范围内动态调整，对本算例迭代次数进行比较，测试结果如表 3 所示。

表 3 不同惯性权重下的平均迭代次数

Tab.3 Average iteration times for different inertia weights

惯性权重 $\omega$	0.9~0.4	0.9	0.729	0.5
平均迭代次数	16.8	44.2	36.6	45.8

由表 3 可见，选用随迭代次数变化的惯性权重可以提高算法的收敛性和全局搜索能力，加快计算速度，其性能优于惯性权重取常数的情况。

### 3.4 与遗传算法比较

与遗传算法 (GA) 相比，二进制 PSO 算法无需进行选择、交叉和变异等运算来更新状态，只需采用式 (1) 和式 (3) 更新粒子状态，需要控制和确定的参数较少，随机因素少，可控性好，操作简单，编程容易实现。本文分别用遗传算法和改进的二进制 PSO 算法对该算例仿真，得到收敛到最优解的平均迭代次数分别为 29.4 和 16.8，可见改进的二进制 PSO 算法具有一定的速度优势，收敛性更好。

## 4 结论

PSO 算法作为一种群体智能优化算法，具有简

单易行、收敛速度快的优点,但也存在着容易陷入局部极值的缺点。本文对二进制 PSO 算法稍加改进,将其应用于求解配电网故障定位问题,阐述了运用该算法求解的基本原理和步骤。仿真结果表明,该算法能够对配电网单点和多点故障进行准确定位,收敛性好。本文阐述的算法和仿真主要是针对单电源辐射型配电网的,对于多电源并列运行的配电网,需要考虑将其转换为多个单电源配电网定位问题,方法参考文献[6],再分别用本文介绍的算法求解。

### 参考文献

- [1] 刘健,倪建立,邓永辉. 配电自动化系统[M]. 北京:中国水利水电出版社,2002.  
LIU Jian, NI Jian-li, DENG Yong-hui. Distribution Automation System[M]. Beijing: China Water Power Press, 2002.
- [2] 刘健,倪建立,杜宇. 配电网故障区段判断和隔离的统一矩阵算法[J]. 电力系统自动化,1999,23(1):31-33.  
LIU Jian, NI Jian-li, DU Yu. The Unified Matrix Algorithm for Fault Section Detection and Isolation in Distribution System[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(1): 31-33.
- [3] 杜红卫,孙雅明,刘弘靖,等. 基于遗传算法的配电网故障定位和隔离[J]. 电网技术,2000,25(5):52-55.  
DU Hong-wei, SUN Ya-ming, LIU Hong-jing, et al. Fault Section Diagnosis and Isolation of Distribution Networks Based on Genetic Algorithm[J]. Power System Technology, 2000, 25(5): 52-55.
- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[A]. In: IEEE World Intel Conf on Neural Networks[C]. Perth (Australia): 1995. 1942-1948.
- [5] Kennedy J, Eberhart R. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]. In: Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. 1997.4104-4108.
- [6] 卫志农,何桦,郑玉平. 配电网故障区间定位的高级遗传算法[J]. 中国电机工程学报,2002,22(4):127-130.  
WEI Zhi-nong, HE Hua, ZHENG Yu-ping. A Refined Genetic Algorithm for the Fault Sections Location[J]. Proceedings of CSEE, 2002, 22(4): 127-130.
- [7] Eberhart R, Shi Y. Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization[A]. In: Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway(NJ, USA): 2000.84-88.
- [8] Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[A]. In: Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. 1998. 69-73.
- [9] 靳晓凌,赵建国. 基于改进二进制粒子群优化算法的负荷均衡化配电网重构[J]. 电网技术,2005,29(23):40-43.  
JIN Xiao-ling, ZHAO Jian-guo. Distribution Network Reconfiguration for Load Balancing Based on Improved Binary Particle Swarm Optimization[J]. Power System Technology, 2005, 29(23): 40-43.

收稿日期:2008-05-23; 修回日期:2008-07-02

### 作者简介:

李超文(1982-),男,硕士研究生,主要研究方向为配电网故障诊断,配电网自动化;E-mail:lichawen1982@163.com

何正友(1970-),男,教授,博士生导师,主要从事信号处理和信息理论在电力系统故障诊断中的应用、新型继电保护原理、配电网自动化等方向的研究工作;

张海平(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为变电站综合自动化。

(上接第29页 continued from page 29)

- [6] Storn R. Designing Nonstandard Filters Differential Evolution[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1):103-106.
- [7] 冯琦,周德云. 基于微分进化算法的时间最优路径规划[J]. 计算机工程与应用,2005,41(12):74-75.  
FENG Qi, ZHOU De-yun. Time Optimal Path Planning Based on Differential Evolution Algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2005, 41(12): 74-75.
- [8] 李颖,徐桂芝,等. 微分进化算法在头部电阻成像的应用[J]. 中国生物医学工程学报,2005,24(6):672-675.  
LI Ying, XU Gui-zhi, et al. Application of DE Algorithm for Brain Imaging Using EIT[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2005, 24(6): 672-675.
- [9] 张伯明,陈寿孙. 高等电网络分析[M]. 北京:清华大学出版社,1996.
- [10] 王凌智. 能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2001.1-6.

收稿日期:2008-05-18; 修回日期:2008-06-04

### 作者简介:

李秀卿(1954-),男,教授,研究方向为电力系统规划、电力系统经济调度;

孙守刚(1981-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统规划与运行;E-mail:sunsg123@163.com

姜世金(1963-),男,工程硕士,主要从事电力系统运行和控制方面的研究。