

# 量子免疫算法在电网故障诊断中的应用

祝志慧<sup>1</sup>, 孙云莲<sup>2</sup>

(1. 华中农业大学工程技术学院, 湖北 武汉 430070; 2. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

**摘要:** 针对电网故障模型中原有故障目标函数存在多解的问题, 综合考虑了重合闸、不同保护以及主后备保护之间的相互关系对目标函数的影响, 建立了新的目标函数。同时, 针对遗传算法所需种群多, 收敛速度慢等缺点, 提出了一种基于量子免疫算法的故障诊断方法。该算法采用量子比特编码染色体, 利用克隆算子和量子门来引导变异, 使得当前最优个体的信息能够很容易扩大到下一代, 具有种群规模小, 收敛速度快, 全局寻优能力强的特点。实验表明, 改进的模型是合理的, 量子免疫算法综合性能优于传统的遗传算法, 说明该算法是可行的。

**关键词:** 电网; 故障诊断; 改进模型; 量子免疫算法; 克隆选择; 量子门

## Application of quantum immune algorithm in power system fault diagnosis

ZHU Zhi-hui<sup>1</sup>, SUN Yun-lian<sup>2</sup>

(1. School of Engineering & Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

2. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Aimed at problems of multiple solutions in the used optimizing models for grid fault diagnosis, an improved model is established considering the influence of the reclosure, the different protection and joint influence between main and backup protections. Also, quantum immune algorithm is presented for fault model in order to overcome many populations and slow convergence of genetic algorithm. Quantum immune algorithm codes the chromosome by quantum bit probability, and makes the populations evolve by clonal selection and quantum rotation gate, which makes current best individual information can be easily extended to the next generation, so rapid convergence, small populations and good global search capability are the characteristics of the quantum immune algorithm. Test results show that, the improved model is logical and quantum immune algorithm has better comprehensive performance than genetic algorithm, which proves that the algorithm is feasible.

**Key words:** power systems; fault diagnosis; improved model; quantum immune algorithm; clonal selection; quantum rotation gate

中图分类号: TM711 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)10-0022-04

## 0 引言

随着电网规模越来越大, 系统结构越来越复杂, 人们对电网的安全运行和供电可靠性的要求越来越高。一旦发生故障, 如果没有及时采取有效措施, 这种故障就很容易波及整个电网, 造成更大范围的电网故障, 这对故障诊断工作发出了新的挑战。因此, 迫切需要一个优质的故障诊断系统。近几十年来, 国内外学者采用了不同的智能方法如人工神经网络<sup>[1]</sup>, 优化技术<sup>[2-3]</sup>, Petri网<sup>[4]</sup>, 贝叶斯网络<sup>[5]</sup>等进行故障诊断, 在理论上取得了不同程度的进展。其中, 优化技术的诊断模型具有严密的数学基础, 在复杂故障或保护、断路器不正确动作的情况下, 能够给出全局最优或局部最优的多个可能的诊断结

果, 是最有可能实用化的诊断模型<sup>[6]</sup>。但是, 基于优化技术的故障诊断的“瓶颈”是如何建立恰当的模式以及优化算法。

本文针对原有模型存在的问题进行改进, 建立新的目标函数模型, 然后运用量子免疫算法 (Quantum Immune Algorithm, QIA) 进行故障诊断。通过对故障算例的诊断和比较, 表明该模型和方法是有效的。

## 1 故障模型的建立

文献[6]在文献[2]的基础上建立了电网故障数学模型, 考虑了断路器失灵保护以及主、后备保护之间的状态关系对目标函数的共同影响, 对模型进行了改进, 试验证明了模型的有效性。但是当设备

的主保护、后备保护或者开关动作时,对于判断是否是该设备故障所起的作用是不同的。同时,一般线路均装有重合闸,重合闸动作成功时,认为线路没有故障。本文在此基础上,建立的目标函数综合考虑了重合闸的影响,断路器失灵保护影响,各个不同类型的保护对故障的不同影响以及主、后备保护之间的状态关系对目标函数的共同影响,其故障诊断问题表示为使下面目标函数(误差函数)最小化的问题:

$$E(S) = w_m \cdot \sum_{i=1}^{n_m} |r_{mi} - r_{mi}^*| |1 - r_{pi} \cdot r_{pi}^* - \max(r_{si} \cdot r_{si}^*)| + w_p \cdot \sum_{i=1}^{n_p} |r_{pi} - r_{pi}^*| |1 - \max(r_{si} \cdot r_{si}^*)| + w_s \cdot \sum_{i=1}^{n_s} |r_{si} - r_{si}^*| + w_j \cdot \sum_{i=1}^{n_j} |r_{ji} - r_{ji}^*| + w_d \cdot \sum_{i=1}^{n_d} |C_i - C_i^*| |1 - r_{ji} \cdot r_{ji}^*| + w_c \cdot \sum_{i=1}^{n_c} |r_{ci} - r_{ci}^*| \quad (1)$$

式中:  $S$ 表示系统中元件的状态,  $S_i=0$ 或 $1$ 分别表示第 $i$ 个元件的正常或故障状态;  $C_i$ 和 $C_i^*$ 分别表示断路器的实际状态和期望状态,  $C_i=0$ 或 $1$ 分别表示第 $i$ 个断路器的未跳闸或跳闸状态;  $r_{mi}$ 和 $r_{mi}^*$ 分别表示第 $i$ 个主保护的未跳闸或跳闸状态;  $r_{pi}$ 和 $r_{pi}^*$ 分别表示第 $i$ 个近后备保护的未跳闸或跳闸状态;  $r_{si}$ 和 $r_{si}^*$ 分别表示与 $r_{mi}$ 主保护存在配合关系的远后备保护的未跳闸或跳闸状态;  $r_{ji}$ 和 $r_{ji}^*$ 分别表示第 $i$ 个断路器失灵保护的未跳闸或跳闸状态;  $r_{ci}$ 和 $r_{ci}^*$ 表示第 $i$ 个重合闸的未跳闸或跳闸状态;  $n_m$ 、 $n_p$ 、 $n_s$ 、 $n_j$ 、 $n_d$ 和 $n_c$ 分别表示主保护,近后备保护、远后备保护,断路器失灵保护、断路器和重合闸的总数目。  $w_m$ 、 $w_p$ 、 $w_s$ 、 $w_j$ 、 $w_d$ 和 $w_c$ 分别表示主保护,近后备保护、远后备保护,断路器失灵保护、断路器和重合闸对故障结果的贡献因子。以上各量的期望值详见文献[7]。

## 2 量子免疫算法

量子免疫算法(QIA)是量子计算与免疫算法相结合的产物,它在量子态的矢量表达基础上,应用量子比特对抗体进行编码,使得作用在量子编码的抗体上的操作具有高效的并行性;并将量子计算理论融入抗体抗原亲和力测量、抗体克隆变异等过程,从而实现原始目标数据模式的优化求解,使得种群以大概率向着优良模式进化,加快收敛过程。

### 2.1 量子编码

与标准的遗传算法、免疫算法不同的是,量子免疫算法的编码不表达确定的信息,而是包含所有可能的信息,以概率来表示某个基因态,一个量子位的状态可表示为:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (2)$$

其中:  $\alpha$ 、 $\beta$ 可以是复数,表示相应状态的概率幅,满足下列条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (3)$$

因此,一个具有 $m$ 个量子比特位的系统,可以同时表示出 $2^m$ 个状态。其描述为:

$$Q = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:  $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1$ ,  $i=1, 2, \dots, m$

采用量子比特存储和表达的基因,该基因可以作为一个“0”态或“1”态,或者它们的任意叠加态,也就是说量子比特编码使得一个染色体可以同时表达多个态的叠加。因此,对于同一优化问题,量子免疫算法的种群规模可比传统的免疫算法和遗传算法小的多。

### 2.2 亲和度的建立

为了便于网络收敛,亲和度的值一般在0~1之间,因此故障元件定位的抗体-抗原亲和度函数定义目标函数 $E(S)$ (见式(1))的函数,即:

$$f(S) = \frac{1}{1 + E(S)} \quad (5)$$

免疫选择的目的是使其亲和度函数最大化。

### 2.3 克隆选择算子<sup>[8]</sup>

克隆选择是生物免疫系统理论的重要学说。它包括三个过程:克隆,克隆变异和克隆选择。克隆选择算子依据抗体和抗原的亲和度函数 $f^*$ ,将解空间中的一个点 $x_j(k) \in X(k)$ 克隆成了 $q_i$ 个相同的点 $x_j'(k) \in X'(k)$ ,经过克隆变异和克隆选择后获得新的抗体。克隆的实质是在一代进化中,在候选解的附近,根据亲和度的大小,产生一个变异解的群体,从而扩大了搜索范围。经过克隆选择这一过程,增大了优良个体的比例减少了不良个体的影响,利用有效的信息引导进化,从而避免了遗传算法后期盲目和随机搜索导致的退化早熟现象。

### 2.4 量子门操作

遗传算法是通过交叉和变异等操作来实现种群的多样性,但量子免疫算法是通过量子门作用于量子叠加态或纠缠态的基态,从而改变各基态的概率幅度来保持种群的多样性,客观上也简化了算法本身。因而,量子门的更新方法是很关键的,直接关

系到算法的性能。一般采用量子旋转门  $G$  来实现更新，更新过程为：

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^* \\ \beta_i^* \end{bmatrix}^T = G \cdot [\alpha_i, \beta_i]^T \quad (6)$$

$$G = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中： $[\alpha_i, \beta_i]^T$  为染色体中的第  $i$  个基因； $[\alpha_i^*, \beta_i^*]^T$  为其通过量子旋转门更新后的基因； $\theta_i$  为量子门的旋转角，在这里，量子门旋转角的确定采用文献[9]的方法。

### 2.5 量子免疫算法的电网故障诊断的算法描述

故障元件定位就是从包括  $n$  个故障元件的故障区域  $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]$  中找出一组解  $S_i$  使得故障模型的目标函数  $E(S)$  (见式(1)) 最小，因此，亲和度函数如式(5)定义，即：

$$\max f(S) = 1 / (1 + E(S)) \quad (8)$$

那么用量子免疫算法来进行故障元件定位，一个抗体  $Ab$  就是故障优化模型的一个候选解，表达成一个多值向量： $Ab_i = (ab_i^1, ab_i^2, \dots, ab_i^n)^T \in S$ ，则用  $n$  个量子位表示  $s_1, s_2, \dots, s_n$ ，则根据式(4)将其进行量子编码后染色体可表示为：

$$q = \begin{bmatrix} \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \\ \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n \end{bmatrix} \quad \alpha_i^2 + \beta_i^2 = 1, i = 1, 2, \dots, n$$

使得作用在抗体上的操作具有高效的并行性，在此基础上，将量子门变异引入到抗体的克隆变异中，以实现对

式(8)的亲和度函数的优化求解，从而实现故障元件的定位。其具体算法如下。

**Step1:** 初始化。初始化进化代数  $t=0$ ；初始化种群，对含  $m$  个抗体的种群  $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_m^t\}$ ，其中， $q_i^t$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 为种群中第  $t$  代的第  $i$  个抗体，

$$\text{且 } q_i^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_n^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_n^t \end{bmatrix}$$

全部抗体的所有基因  $(\alpha_i, \beta_i)$  初始化为  $(1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})$ ，即一个抗体所表达的是全部可能状态的等概率叠加。

**Step2:** 对个体  $Q(t)$  进行测量获得确定解  $R(t)$ ， $R(t) = (a_1^t, a_2^t, \dots, a_m^t)^T$ ，其中， $\alpha_i^t$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 是长度为  $m'$  的二进制串， $\alpha_i^t$  每位的取值通过每位量子位的概率  $|\alpha_i^t|^2$  ( $j=1, 2, \dots, m'$ ) 确定，即：随机产生一个  $[0,1]$  的数，如果该数  $\geq |\alpha_i^t|^2$ ，则普通抗体的相应位取“1”，否则取“0”。当通过观测测量将量子抗体生成普通抗体后，就可以计算该抗体对应的亲和度。

**Step3:** 根据式(8)亲和度函数对  $R(t)$  中的每个个体进行评价。

**Step4:** 保留此代中最优个体，若获得满意解则终止算法，否则，继续进行。

表1 故障算例诊断结果比较

Tab. 1 Comparison of the diagnosis results among different models

算例	信息	文献[2]结果	文献[6]结果	本文结果
1	保护 $B_{1m}, L_{2Rs}, L_{4Rs}$ 动作；断路器 $CB_4, CB_5, CB_7, CB_9, CB_{12}, CB_{27}$ 动作	$B_1$	$B_1$	$B_1$
2	保护 $B_{1m}, L_{1Sp}, L_{1Rm}$ 动作；断路器 $CB_4, CB_5, CB_6, CB_7, CB_9, CB_{11}$ 动作	$B_1, L_1$	$B_1, L_1$	$B_1, L_1$
3	保护 $B_{1m}, B_{2m}, L_{1Sm}, L_{1Rp}, L_{2Sp}, L_{2Rm}$ 动作；断路器 $CB_4, CB_5, CB_6, CB_7, CB_8, CB_9, CB_{10}, CB_{11}, CB_{12}$ 动作	$B_1, B_2, L_1, L_2$	$B_1, B_2, L_1$	$B_1, B_2, L_1, L_2$
4	保护 $T_{3p}, L_{7Sp}, L_{7Rp}$ 动作；断路器 $CB_{14}, CB_{16}, CB_{29}, CB_{39}$ 动作	多解 ① $T_3, L_7$ ；② $T_3$ ；③ $L_7$ ；④ 无故障	$T_3, L_7$	$T_3, L_7$
5	保护 $T_{5s}, T_{6s}$ 动作；断路器 $CB_{22}, CB_{23}, CB_{24}, CB_{25}$ 动作	$A_3$	$A_3$	$A_3$
6	保护 $T_{7m}, T_{8p}, B_{7m}, B_{8m}, L_{5Sm}, L_{5Rp}, L_{6Ss}, L_{7Sp}, L_{7Rm}, L_{8Ss}$ 动作；断路器 $CB_{19}, CB_{20}, CB_{29}, CB_{30}, CB_{32}, CB_{33}, CB_{34}, CB_{35}, CB_{36}, CB_{37}, CB_{39}$ 动作	多解 ① $L_5, L_7, B_7, B_8, T_7, T_8$ ；② $L_5, L_7, B_7, B_8, T_7, T_8$	$L_5, L_7, B_7, B_8, T_7, T_8$	$L_5, L_7, B_7, B_8, T_7, T_8$
7	保护 $L_{1Sm}, L_{1Rp}, L_{2Sp}, L_{2Rp}, L_{7Sp}, L_{7Rm}, L_{8Sm}, L_{8Rm}$ 动作；断路器 $CB_7, CB_8, CB_{11}, CB_{12}, CB_{29}, CB_{30}, CB_{39}, CB_{40}$ 动作	多解 ① $L_1, L_2, L_7, L_8$ ；② $L_1, L_2, L_7, L_8$	$L_1, L_2, L_7, L_8$	$L_1, L_2, L_7, L_8$

注：下标  $m, p, s$  分别代表主保护、近后备保护、远后备保护； $S$  和  $R$  分别代表送电端和受电端。

Step5: 克隆  $Q(t)$  生成  $Q'(t)$ 。

Step6: 对克隆后的子群体进行量子变异策略操作, 即利用式(7)对  $Q'(t)$  使用量子门更新染色体, 生成  $Q''(t)$ 。

Step7: 对种群  $Q''(t)$  进行免疫选择生成新个体  $Q(t)$ 。

Step8:  $t=t+1$ , 转至Step2至Step8。

### 3 算例诊断

#### 3.1 改进模型诊断效果

为了检验模型和算法的有效性, 本文对文献[2]的算例进行诊断, 并与文献[2]和文献[6]比较见表1。从表1中的诊断结果可以看出, 诊断结果没有出现多解的情况, 均能得到唯一的最优解, 并且计算时间都在2 s以内。在这7种算例中, 算例3的结果与文献[6]的不同, 根据继电保护原理分析, 本文结果更合理些。对于算例中保护和断路器误动、拒动或者多重区域故障的情况, 此模型也能正确诊断出来。由此可以证明, 考虑各种因素对目标函数的影响的改进模型是有效和合理的。

#### 3.2 量子免疫算法性能比较

为了验证量子免疫算法的性能, 本文以表1中的算例6为对象, 分别将量子免疫算法和遗传算法对其所形成的目标函数进行求解, 分析二者的性能差异。遗传算法的基本参数为: 种群大小  $M=50$ ; 串长  $L=8$ ; 最大进化代数  $T=50$ ; 交叉概率  $P_c=0.9$ ; 变异概率  $P_m=0.01$ 。

量子免疫算法的基本参数为: 种群大小  $M=50$ ; 量子位  $=8$ ; 最大进化代数  $T=50$ , 克隆规模为100。

为了保证结果的客观性, 本文进行50次独立实验, 表2的数值是50次的平均值。成功率是指在规定的运算量内找到问题解的运行次数与总运行次数的比值。从表2可以看出, 在种群为50时, GA与QIA均能获得最优解, 但是QIA在种群为10时仍能获得最优解, 而GA不能获得最优解, 这是因为量子抗体携带了各个体的信息, 使得在较小的种群规模小能得到满意解, 这在实际应用中可节省计算时间和空

表2 QIA与GA性能比较

Tab. 2 Comparison of performance between QIA and GA			
算 法		GA成功率	QIA成功率
种群大小	50	100%	100%
	10	90%	100%
第一次找到最优解的代数 (种群为50)		12.8	6

间。图1为50次实验的最佳适应度的平均值 (种群为50), GA在迭代次数为13左右找到最优解, QIA在迭代次数为6左右找到最优解, 收敛速度快, 寻优能力强。最优解, QIA在迭代次数为6左右找到最优解, 收敛速度快, 寻优能力强。

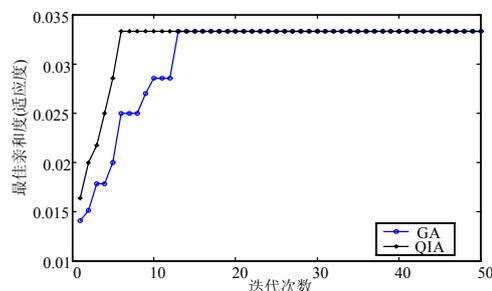


图1 QIA和GA最佳适应度曲线比较

Fig.1 Comparison of best fitness between QIA and GA

### 4 结论

1) 改进的目标函数综合考虑了重合闸的影响, 不同类型的保护 (主保护、第一后备保护和第二后备保护, 断路器失灵保护) 和断路器对于故障的不同影响, 以及主后备保护之间相互关系对目标函数的影响, 使模型更加符合实际, 更加合理。实验证明, 此模型是有效的。

2) 运用量子免疫算法进行故障诊断, 与标准遗传算法相比, 其种群规模小, 收敛速度快, 寻优能力强。并且量子门更新种群的方式使进化算法更简单和易于实现。

#### 参考文献

- [1] Jr Cardoso G, Rolim J G, Zurn H H. Application of neural-network modules to electric power system fault section estimation[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19 (3): 1034-1038.
- [2] 文福拴, 韩祯祥. 基于遗传算法和模拟退火算法的电力系统的故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 1994, 14 (3): 29-33.  
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. Fault section estimation in power systems using genetic algorithm and simulated annealing[J]. Proceedings of the CSEE, 1994, 14 (3): 29-33.
- [3] 孟祥萍, 潘莹, 耿卫星, 等. 混沌免疫遗传算法在电力系统故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2007, 27 (5): 81-84.  
MENG Xiang-ping, PAN Ying, GENG Wei-xing, et al. Chaos immune genetic algorithm in power system fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27 (5): 81-84.

(下转第30页 continued on page 30)

神经网络数学模型, 基于参数识别后的变压器人工神经网络模型实现变压器保护。

参考文献

[1] Guzman A, Zocholl S, Benmouyal G, et al. A current-based solution for transformer differential protection part I: problem statement [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 16: 485-491.

[2] 焦邵华, 刘万顺. 区分变压器励磁涌流和内部短路的积分型波形对称原理[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19 (8): 35-38.  
JIAO Shao-hua, LIU Wan-shun. A novel scheme to discriminate inrush current and fault current based on integrating the waveform [J]. Proceeding of the CSEE, 1999, 19 (8): 35-38.

[3] 焦邵华, 刘万顺, 刘建飞, 等. 用小波理论区分变压器的励磁涌流和短路电流的新原理[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19 (7): 1-5.  
JIAO Shao-hua, LIU Wan-shun, LIU Jian-fei, et al. A new principle of discrimination between inrush current and fault current of transformer based on wavelet[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19 (7): 1-5.

[4] 段玉倩, 贺家李, 贺继红. 基于人工神经网络方法的微机变压器保护[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18 (3): 190-194.  
DUAN Yu-qian, HE Jia-li, HE Ji-hong. Computerized transformer protection based on artificial neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18 (3): 190-194.

[5] Yabe K. Power differential method for discrimination between fault and magnetizing inrush current in transformer [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus

and Systems, 1983, 102 (11): 3624-3629.

[6] Phadke A G, Thorp J S. A new computer-based flux-restrained current-differential relay for power transformer protection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1997, 12 (3): 1109-1118.

[7] 王增平, 徐岩, 王雪, 等. 基于变压器模型的新型变压器保护原理的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (12): 54-58.  
WANG Zeng-ping, XU Yan, WANG Xue, et al. Study on the novel transformer protection principle based on the transformer model [J]. Proceeding of the CSEE, 2003, 23 (12): 54-58.

[8] 郝治国, 张保会, 褚云龙, 等. 基于等值回路平衡方程的变压器保护原理[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10): 67-72.  
HAO Zhi-guo, ZHANG Bao-hui, CHU Yun-long, et al. Study on transformer protection principle based on equivalent circuit equilibrium equation[J]. Proceeding of the CSEE, 2006, 26 (10): 67-72.

[9] 王雪, 王增平, 徐岩. 电力变压器励磁涌流和故障电流的仿真研究[J]. 高压电器, 2003, 39 (6): 11-13, 16.  
WANG Xue, WANG Zeng-ping, XU Yan. Research on simulation of magnetic inrush and fault current for power transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2003, 39 (6): 11-13, 16.

收稿日期: 2009-07-07; 修回日期: 2009-08-12

作者简介:

黎功华 (1982-), 男, 硕士研究生, 从事变电站电气设计. E-mail: ligha@126.com

(上接第25页 continued from page 25)

[4] Ren H, Zhao H S, Mi Z Q, et al. Power system fault diagnosis modeling techniques based on encoded Petri nets[C].//IEEE power engineering society general meeting. Montreal(Canada): 2006.

[5] ZHU Y L, HUO L M, LU J L, et al. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2006, 21 (2): 634-637.

[6] 翁汉琨, 毛鹏, 林湘宁. 一种改进的电网故障诊断优化模型[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (7): 66-70.  
WENG Han-li, MAO Peng, LIN Xiang-ning. An improved model for optimizing power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (7): 66-70.

[7] WEN F S, CHANG C S. A new approach to time constrained fault diagnosis using the TAbu search

method[J]. Journal of Engineering Intelligent System, 2002, 10 (1): 19-25.

[8] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 等. 免疫优化计算、学习与识别[M]. 北京: 科学出版社, 2006.  
JIAO Li-cheng, DU Hai-feng, LIU Fang, et al. Immune optimization, the learning and recognition[M]. Beijing: Science Press, 2006.

[9] 张葛祥, 李娜, 金炜东, 等. 一种新量子遗传算法及其应用[J]. 电子学报, 2004, 32 (3): 76-79.  
ZHANG Ge-xiang, LI Na, JIN Wei-dong, et al. A novel quantum genetic algorithm and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32 (3): 476-479.

收稿日期: 2009-07-03; 修回日期: 2009-08-09

作者简介:

祝志慧 (1975-), 女, 博士, 讲师, 主要从事故障诊断研究. E-mail: zzhlsx@sohu.com