

基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的 电力变压器故障诊断

郑蕊蕊¹, 赵继印¹, 赵婷婷², 李敏³

(1. 吉林大学通信工程学院, 吉林省 长春市 130022; 2. 浙江大学理学院, 浙江省 杭州市 310058;
3. 大连民族学院机电信息工程学院, 辽宁省 大连市 116600)

Power Transformer Fault Diagnosis Based on Genetic Support Vector Machine and Gray Artificial Immune Algorithm

ZHENG Ruirui¹, ZHAO Jiyin¹, ZHAO Tingting², LI Min³

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, Jilin Province, China;

2. College of Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, Zhejiang Province, China;

3. College of Electromechanical & Information Engineering, Dalian Nationalities University, Dalian 116600, Liaoning Province, China)

ABSTRACT: A two classifier cascade power transformer fault diagnosis algorithm was proposed to solve the problem of both single and multiple power transformer fault diagnosis. The diagnosis algorithm simulated biological immune system. Support vector machine classified fault or normal state of power transformer as the first classifier. Genetic algorithm optimized kernel function parameter of support vector machine. Gray relation grade calculated affinity between antibody and antigen in artificial immune algorithm. High-frequency variation based on dynamic vaccine mechanism generated a new antibody. Best memory antibody set was trained according to different fault types. Five neighbors integrated decision making method diagnosed power transformer fault representation based on the best memory antibody set. Experiments indicate that power transformer fault diagnosis algorithm combines genetic support vector machine with gray artificial immune and dynamic vaccine mechanism can effectively classifies single and multi-fault of power transformer and raise power transformer fault diagnosis accuracy and diagnosis speed.

KEY WORDS: power transformer; fault diagnosis; support vector machine (SVM); genetic algorithm; gray artificial immune algorithm; dynamic vaccine

基金项目: 国家中小企业创新基金(07C26212200168); 中央高校基本科研业务费专项资金(DC10010103); 辽宁省自然科学基金项目(20082174)。

Innovation Fund for Technology Based Firms (07C26212200168); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (DC10010103); Natural Science Foundation of Liaoning Province (20082174).

摘要: 针对电力变压器单一故障和多故障诊断问题, 模拟生物免疫系统, 提出一种两级分类器级联的诊断算法。采用遗传算法优化支持向量机核函数参数的电力变压器故障和正常状态初分类器, 和以灰关联度度量抗体与抗原之间亲和力的灰色人工免疫算法, 设计了动态疫苗机制的高频变异操作。根据不同的故障类型, 训练生成最佳记忆抗体集。采用5近邻综合决策法, 根据最佳记忆抗体集诊断电力变压器故障类型。实验表明, 遗传支持向量机和动态疫苗机制的灰色人工免疫算法相结合的电力变压器故障诊断算法, 对电力变压器单一故障和多故障都能够有效地分类, 提高了电力变压器故障诊断的准确率和速度。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 支持向量机; 遗传算法; 灰色人工免疫算法; 动态疫苗

0 引言

电力变压器是电力系统的关键设备, 正确诊断电力变压器的潜伏性故障对提高电力系统运行安全性和可靠性具有重要意义^[1]。变压器油中溶解气体分析(dissolved gases analysis, DGA)技术能够及早发现电力变压器的潜伏性故障, 已成为电力变压器故障诊断的首要方法^[2]。DL/T722—2000《变压器油中溶解气体分析和判断导则》推荐的改良三比值法在工程实践中暴露出了编码不全、编码边界过于绝对、不能诊断多故障等缺点^[3-4], 因此研究者相继提出了应用智能信息处理方法的电力变压器故障诊断算法, 包括人工神经网络、模糊理论、灰色系统理论、支持向量机(support vector machine,

SVM)、人工免疫算法^[5-8]等。人工免疫算法通过抗原(antigen, Ag)对抗体(antibody, Ab)的不断训练, 对抗体集进行优化, 从而得到能够表征抗原特征的记忆抗体集, 在故障诊断领域的应用中取得了较好的效果^[9-10], 为解决电力变压器故障诊断问题提供了一个新思路。支持向量机对小样本数据的模式识别具有出色的学习泛化能力^[11-12], 特别适用于样本数量较少的电力变压器故障诊断。电力变压器结构的复杂性、故障机理的多样性和研究者对故障产生原因的不明确, 使得故障诊断的准确率还有待进一步提高。电力变压器多故障时有发生, 而目前的研究多集中在电力变压器单一故障类型的诊断上, 因此对电力变压器多故障诊断的研究值得关注。

本文模拟生物的免疫系统运行机制, 设计两级分类器级联的电力变压器故障诊断算法。采用遗传支持向量机判断电力变压器正常或故障状态, 采用灰色人工免疫算法训练故障类型的最佳记忆抗体集, 对出现故障的电力变压器采用5近邻综合决策法根据最佳记忆抗体集进行故障类型的细分类。该算法能有效地对电力变压器单一故障和多故障进行分类并提供故障部位信息, 有效地提高了电力变压器多故障诊断的正确率和速度。

1 本文算法流程

生物的免疫系统在受到外界细胞侵入时, 首先判别是自体细胞还是非自体细胞。如果判断为非自体细胞, 则启动免疫系统生成抗体进行免疫操作, 吞噬导致病变的非自体细胞。模拟这一过程, 本文提出了两级分类器级联的电力变压器故障诊断方法, 其整体思想如图1所示, 步骤如下:

1) 根据收集到的正常和故障变压器油中溶解气体数据样本, 对支持向量机进行训练, 用于诊断变压器正常/故障状态, 并采用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化 SVM 核函数参数。

2) 根据收集到故障变压器油中溶解气体数据样本, 采用灰色人工免疫算法训练不同类型的故障抗体集, 生成记忆抗体集。

3) 通过支持向量机分类算法判断待测样本处于故障状态还是正常状态, 若判断为正常, 则输出结果。

4) 如判断为故障状态, 则通过 k 近邻综合决策法在记忆抗体集上对故障类型进行进一步诊断。

5) 输出故障诊断结果。

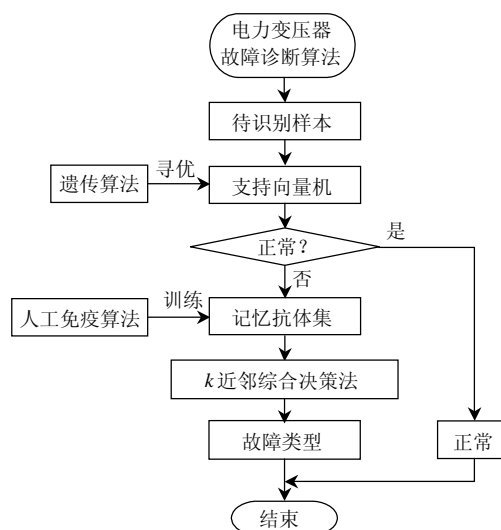


图1 电力变压器故障诊断算法流程图

Fig. 1 Power transformer fault diagnosis flow chart

2 遗传 SVM 的电力变压器故障状态判断

2.1 SVM 分类原理

电力变压器故障样本较少, 属于小样本数据。由于研究者对故障数据的关注, 造成正常运行电力变压器的 DGA 数据在文献和记录上表现得较少, 因此导致了电力变压器正常与故障样本都少的情况。支持向量机对小样本数据的模式识别具有出色的学习泛化能力, 而且其算法本身针对的是二分类问题, 适合于进行自体/非自体细胞的判断。受生物免疫系统否定选择机制的启发, 将电力变压器的故障样本作为否定选择算法的输入, 使训练好的分类器能够尽可能地覆盖非自体空间, 然后结合故障分类算法对故障类型进行细分类, 解决故障诊断中缺少正常电力变压器 DGA 数据样本的问题。采用遗传支持向量机模拟免疫系统对自体/非自体细胞的判断过程, 对电力变压器首先进行正常/故障状态的判断, 其本质是将电力变压器 DGA 数据进行正常/故障状态的初分类。其中, 正常状态对应自体细胞, 故障状态对应非自体细胞。

支持向量机的基本思想是: 对于线性可分样本, 在原空间寻找最优分类超平面; 对于线性不可分问题, 首先通过非线性变换 $\Phi(\bullet)$ 把样本从原输入空间转为高维特征空间(Hilbert 空间)的线性可分问题。

设样本集 (X_i, y_i) , 其中 $i=1, 2, \dots, N$, $X \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{-1, 1\}$, 则最优分类超平面为

$$W\Phi(X) + b = 0 \quad (1)$$

此时, 原输入空间的二分类问题可表示为

$$y_i(\mathbf{W}\Phi(\mathbf{X})+b) \geq 1, \quad i=1,2,\dots,N \quad (2)$$

最优超平面参数 (\mathbf{W}, b) 的确定,可转化为下述约束优化问题:

$$\begin{cases} \min \Phi(\mathbf{W}) = 1/2 \|\mathbf{W}\|^2 \\ \text{s.t. } y_i(\mathbf{W}\Phi(\mathbf{X})+b) \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

引入拉格朗日乘子 $\{a_i\}_{i=1}^N$, 优化问题转化为

$$\begin{cases} \max H(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j a_i a_j \langle \Phi(X_i), \Phi(X_j) \rangle \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N y_i a_i = 0, \quad a_i \geq 0, \quad i=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (4)$$

根据 Kuhn-Tucker 定理, a_i 不为 0, 对应的训练样本称为支持向量, 记为 a_i^* 。

最优判别函数表达式为

$$f(X) = \sum_{i=1}^N y_i a_i^* \langle \Phi(X_i), \Phi(X_j) \rangle + b^* \quad (5)$$

2.2 核函数的选择

核函数是支持向量机的重要组成部分,常用的核函数有线性核函数、二次核函数、多项式核函数、高斯径向基核函数和多层感知器核函数。在固定 SVM 交叉验证样本分布的情况下,对比采用不同核函数的支持向量机的训练结果。实验表明,当采用高斯径向基核函数和多层感知器核函数时,支持向量机的分类效果相当,并且均优于采用线性核函数和二次核函数时的支持向量机分类效果。由于高斯径向基核函数在实际应用中被广泛采用,而多层感知器核函数的参数个数大于高斯径向基核函数,考虑到后续遗传算法优化核函数参数的复杂度,本文采用高斯径向基核函数,其定义为

$$k(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (6)$$

式中: $\|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|$ 为 2 个向量间的距离; σ 为不等于零的常数。

2.3 遗传算法的 SVM 核函数参数优化

高斯径向基核函数的参数 σ 的取值对模式识别的效果影响较大。遗传算法是模拟生物自然选择和遗传进化机制的最优解搜索方法。本文采用遗传算法优化高斯径向基核函数的参数 σ , 采用二进制编码, 编码长度为 20, 编码范围为 (0,1)。种群规模为 40, 选择操作采用随机遍历抽样法, 采用单点交叉和离散变异操作。变异概率 P_m 等于 0.7 除以染色体结构的长度, 即对染色体中每一个基因的变异概率近似等于 0.5。适应度函数为支持向量机分类正

确率。最大进化代数 n 设为 25 代。经过遗传算法优化, 当高斯径向基核函数参数 $\sigma = 0.6996$ 时, 支持向量机分类正确率 η_{SVM} 最高可达 92.23%。图 2 为遗传算法性能跟踪图, 可见算法在 20 代就达到收敛, 这证明遗传算法选择的进化代数是合理有效的。

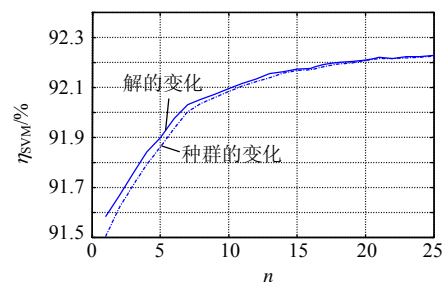


图2 遗传算法性能跟踪图

Fig. 2 GA performance tracking map

3 灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断

3.1 抗原和抗体编码机制

生物体经抗原物质刺激后, 由 B 细胞产生抗体, 经由克隆和高频变异生成新的抗体种类, 经不断地循环产生匹配抗体, 最终吞噬导致病变的非自体细胞。整个免疫系统调节过程, 各细胞间的相互作用通过亲和度联系^[13]。人工免疫系统模拟生物免疫系统的特点^[14], 具有噪声忍耐、记忆能力、鲁棒性强等优点, 并且允许结合先验知识(又称疫苗), 因此具有强大的模式识别功能^[15-16]。

电力变压器的 DGA 数据直接记录的是 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 等特征气体的含量。如果直接采用气体含量作为抗体, 不能反映气体之间相互作用的关系, 且数据量纲变化范围太大。因此, 本文采用如下规格化处理: 对于 H_2 , 取其占 5 种气体总含量的百分比数值; 对于烃类气体, 取其占总烃含量的百分比数值, 如式(7)所示。

$$d_j = \begin{cases} (d_j / \sum_{j=1}^5 d_j) \times 100, & j=1 \\ (d_j / \sum_{j=2}^5 d_j) \times 100, & j=2,3,4,5 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $j=1$ 表示 H_2 ; $j=2, 3, 4, 5$ 分别表示 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 气体。

在抗体和抗原数据最后加入表示电力变压器故障类型的编码信息位。由于本文包含多故障样本, 从收集到的故障样本统计结果来看, 最多同时出现 3 种故障, 因此本文改进了信息位的表达形式, 采用 1×3 的向量。经本文方法改进后的抗体编码形

式为 $A_b = \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, C\}$ 。其中，故障类型信息采用文献[17]总结的8种故障类型： C_2 为低能放电序列； C_3 为高能放电序列； C_4 为中低温过热故障序列； C_5 为高温过热故障序列； C_6 为围屏树枝状放电序列； C_7 为变压器匝间、层间故障序列； C_8 为分接开关故障序列； C_9 为铁心两点或多点接地故障序列。该模型不仅包含有故障类型 C_2 、 C_3 、 C_4 、 C_5 ，并且含有故障部位的信息 C_6 、 C_7 、 C_8 、 C_9 。例如某故障变压器的DGA和故障信息为：氢气含量为12.16%，甲烷含量为33.03%，乙烷含量为10.05%，乙烯含量为48.78%，乙炔含量为8.14%，故障为高温过热，则该组变压器数据对应的编码为{12.16, 33.03, 10.05, 48.78, 8.14, [5 0 0]}。

抗原编码形式与抗体编码形式相同。由编码方式可知，本节抗原和抗体的编码方式属于实数编码。

3.2 初始抗体集和初始抗原集的选择

一般来说，人工免疫算法的初始抗体集和初始抗原集都是通过随机选择产生的。人工免疫算法区别于其他智能算法的一个显著特征是：将相关问题的先验知识作为疫苗，并通过疫苗来对随机产生的抗体进行有导向的训练。因此，考虑将已知的电力变压器故障类型样本作为疫苗集，与随机选择的抗体集一起构成初始抗体集。文献[17]通过对300多台次故障变压器油中溶解气体的分析数据，并经大量数据实验测试，不断调整，得到了电力变压器故障样本的标准谱，能够在一定程度上表征电力变压器故障系统的先验统计知识。对文献[17]中的故障标准谱按照3.1节提出的编码方法编码组成的疫苗集如表1所示。

表1 电力变压器故障诊断的疫苗集

Tab. 1 Vaccine set of transformer fault diagnosis

疫苗集编号	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	C
1	58.0	44.9	11.0	20.6	23.5	2 0 0
2	43.7	30.2	3.7	46.6	19.4	3 0 0
3	15.3	26.2	21.0	52.8	0.0	4 0 0
4	11.3	24.6	12.7	59.9	2.8	5 0 0
5	58.6	30.5	4.9	26.2	38.4	6 0 0
6	28.8	28.2	3.9	34.4	33.4	7 0 0
7	13.6	21.6	10.8	58.1	9.5	8 0 0
8	11.2	30.8	11.6	56.2	1.4	9 0 0

从电力变压器故障数据库中选择120组故障电力变压器样本训练人工免疫算法的记忆抗体集。将这120组故障样本按照故障类型，分成训练抗体集和训练抗原集。对多故障样本，每一个分类别都单独算作一次单一故障样本。训练抗体集和训练抗原

集中的故障样本，应该包含所有的故障类型，这样才能保证训练结果对故障类型空间的包容性。为了保证训练抗体集和训练抗原集中故障类型的分布都满足要求且具有一致性，应对全部120组样本按照8种故障类型单独分类，并取每类样本中大致相等的数目平均分配给训练抗体集和训练抗原集。训练抗体集中的抗体与表1中对应故障类型的疫苗共同组成初始抗体集。

3.3 灰关联度的亲和力计算方法

亲和力的计算可根据具体应用环境不同自行定义，通常与抗原与抗体间的欧几里得距离有关^[18-19]。电力变压器故障系统是故障机理不明确、故障样本缺乏的“灰色系统”。灰关联度通过分析序列曲线几何形状的相似程度确定相关序列之间关系的紧密程度，序列曲线的几何形状越接近，灰关联度越大，反之，灰关联度越小^[20]。本文提出采用灰关联度度量抗体、抗原之间的亲和力。考虑到故障类型对抗体—抗原亲和力的影响，总的亲和力由气体亲和力和故障类型亲和力两部分组成。对抗体的克隆和抑制操作，都需要同时考虑2种亲和力。高频变异时和选择抗体时要同时考虑2种亲和力，但是变异操作只对气体浓度序列进行，故障类型不参与变异。

采用邓氏灰关联度作为抗体与抗原间气体亲和力的度量。设 X_0 为训练抗原， $X_1 \sim X_N$ 为抗体集中抗体， $i=0,1,2,\dots,N$ ，计算步骤如下：

1) 对数据序列进行初值化。

$$X'_i = X_i / x_i(1) = (x'_i(1), x'_i(2), \dots, x'_i(5))$$

2) 求差序列。

$$\Delta_i(k) = |x'_0(k) - x'_i(k)|, \Delta_i = (\Delta_i(1), \Delta_i(2), \dots, \Delta_i(5))$$

3) 求两极最大差与最小差，记为

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(k), m = \min_i \min_k \Delta_i(k)$$

4) 求关联系数。

$$\gamma_{0i}(k) = \frac{m + \xi M}{\Delta_i(k) + \xi M}, \xi \in (0, 1), k=1,2,3,4,5 \quad (8)$$

5) 计算关联度。

$$\gamma_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^5 \gamma_{0i}(k) \quad (9)$$

故障类型亲和力用 L_x 表示，其计算方法相对简单：如果只有一个故障类型相同，则 $L_x=1/3$ ；如果有2个类型相同，则 $L_x=2/3$ ；若故障类型全部相同，则 $L_x=1$ ；否则故障类型亲和力 L_x 为0。

综合2种亲和力的计算结果,抗体—抗原亲和力 F 可表示为

$$F = \gamma_{0i} + L_x \quad (10)$$

显然, $0 \leq F \leq 2$ 。抗体—抗原亲和力 F 越大,抗体 A_b 对抗原 A_g 的识别能力越高。同理,采用式(10)计算抗体—抗体间亲和力。抗体—抗体间亲和力 F 越大,抗体 A_{bi} 与抗体 A_{bj} 之间的抑制作用就越大。

3.4 克隆选择和疫苗机制的高频变异

选择亲和力最高的 n 个样本进行克隆操作,产生克隆选择集 C_h 。抗体的克隆数 N_c 与亲和力 F 的大小和克隆规模 C_{scal} 有关:亲和力越大,则该抗体被克隆的个数越多,也就是最佳个体的后代越多,扩大了抗体的搜索空间。

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}(C_{scal} F_i) \quad (11)$$

抗体变异的可能性与亲和力有关,亲和力越小,变异的可能性越大。按亲和力从小到大的顺序选择抗体组成变异抗体集,可保证亲和力低的抗体得到变异。高频变异采用动态疫苗接种的有导向变异,判断抗体与疫苗间每个基因位的关系,即根据疫苗的空间位置关系调整抗体的空间位置关系。

$$A_b^* = A_b - \alpha(A_{va} - A_b) \quad (12)$$

式中: α 为变异率,又称学习率, $0 \leq \alpha \leq 1$, 本文采用随机数来确定变异率,增加了抗体的多样性; A_b 为原抗体; A_b^* 为 A_b 经过高频变异后的疫苗; A_{va} 为动态疫苗。所谓动态疫苗是指:若与训练抗原亲和力最大的抗体来自疫苗集,则 A_{va} 是该疫苗集中疫苗;若与训练抗原亲和力最大的抗体不是来自疫苗集,则 A_{va} 是与之亲和力最大的抗体。抗体根据疫苗变异的示意图如图3所示。

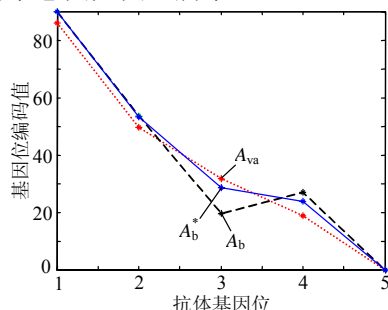


图3 抗体根据疫苗变异示意图

Fig. 3 Schematic of antibody variation based vaccine

3.5 记忆抗体集训练流程

图4为动态疫苗机制的灰色人工免疫算法流程图,其训练流程如下:

1) 抗体和抗原编码。按照算法要求,对所有

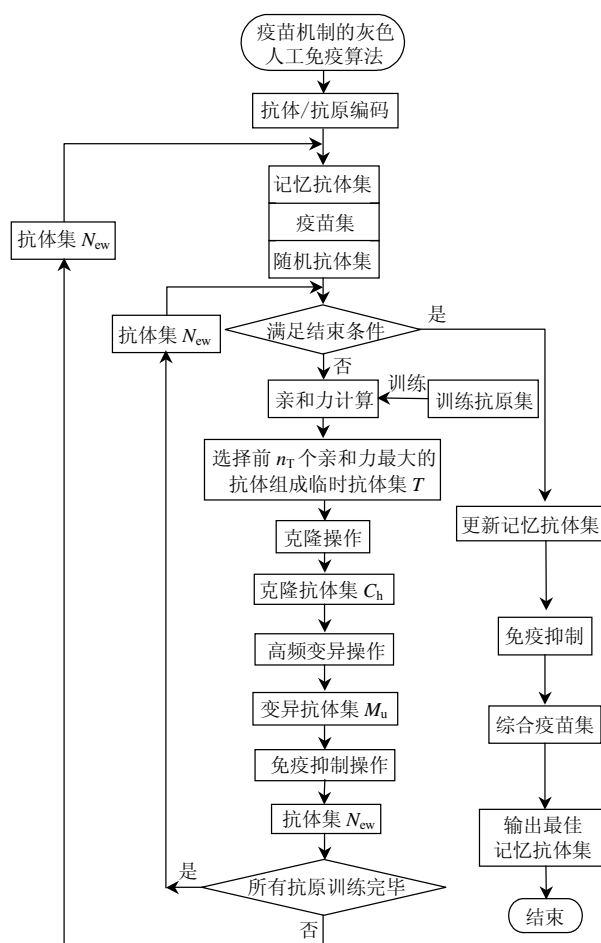


图4 动态疫苗机制的灰色人工免疫算法流程图

Fig. 4 Flow chart of gray artificial immune algorithm based on dynamic vaccine mechanism

数据进行规格化,编码方法如3.1节所示。

2) 初始化抗体集。初始抗体集由疫苗集和随机抗体集组成。初始生成记忆抗体集 A_{BS} 为空集。

3) 判断是否满足结束条件,满足则对记忆抗体集进行更新、免疫抑制和与疫苗集的综合操作,并输出最佳记忆抗体集。

4) 亲和力计算。计算训练抗原集中抗原 A_g 与初始抗体集中所有抗体 A_b 的亲和力。

5) 克隆操作。选择亲和力最大的 n_T 个抗体组成临时抗体集 T ,在临时抗体集 T 上进行克隆操作生成克隆抗体集 C_h 。

6) 高频变异操作。对克隆后的抗体进行动态疫苗接种的有导向的高频变异操作,生成变异抗体集 M_u 。

7) 免疫抑制操作。对变异抗体集 M_u 进行免疫抑制操作,删除亲和力大于阈值 δ_m 的抗体对中亲和力较小的一个,生成新的抗体集 N_{ew} 。

8) 抗原提呈。判断训练抗原集中的所有抗原

是否都参与训练。如果没有训练完毕，则将抗体集 N_{ew} 插入到记忆抗体集 A_{BS} ，并选择下一训练抗原，跳回步骤 4)。如果所有抗体都训练完毕，则对当前抗体集进行判断，返回步骤 3)，如满足结束条件，则对记忆抗体集进行总体免疫并输出结果；如不满足结束条件，则重新开始训练。

训练结束的条件根据算法和需要可以选择达到最大迭代次数和连续几代的平均亲和力小于某个设定的阈值等。本文选择最大迭代次数一代作为结束条件。按照图 4 所示的算法步骤，针对 8 种故障类型对记忆抗体集进行分类训练，取 $n_T=4$ 、 $C_{scal}=0.1$ 、免疫抑制阈值 $\delta_m=0.8$ 。

3.6 记忆抗体集训练结果

记忆抗体集通过不断地克隆、变异、抑制等进化操作，能够在扩充典型抗体的同时减少抗体冗余度，压缩特征抗体个数，最后得到能够充分表征抗原特性且简洁的记忆抗体集，并用于模式分类。然后，将每类故障单独训练所得的记忆抗体集综合并再次进行免疫抑制操作，并与疫苗集进行互补比较操作，最终得到包含 35 个抗体的最佳记忆抗体集。其中，除单一故障样本外，还包含多故障样本，包括高温过热兼铁心接地故障、高能放电兼高温过热、分接开关故障兼高能放电等。表 2 是对 8 种故障类型的记忆抗体集压缩率的统计，其中，训练样本个数指抗体集和训练抗原集的总和。由于对多故障类型按照每种故障分别统计一次，所以表 2 中训练抗体总数超过 120 组，记忆抗体总数也超过了 35 组。表 3 为中低温过热故障的记忆抗体集。

表 2 记忆抗体集压缩率表

Tab. 2 Memory antibody set compression ratio

故障类型	训练样本个数	记忆抗体个数	压缩率/%
C_2	21	4	81
C_3	35	9	74
C_4	20	5	75
C_5	45	12	73
C_6	8	3	63
C_7	6	2	67
C_8	6	2	67
C_9	17	7	59

表 3 中低温过热故障记忆抗体集

Tab. 3 Low and medium temperature overhear fault memory antibody set

d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	C
12.151 2	46.106 6	21.516 4	32.274 6	0.102 5	4 0 0
15.300 0	26.200 0	21.000 0	52.800 0	0.000 0	4 0 0
35.351 6	79.154 1	12.386 7	8.459 2	0.000 0	4 0 0
38.186 2	50.193 1	12.741 3	37.065 6	0.000 0	4 0 0
58.410 0	24.277 8	16.595 0	58.389 7	0.737 6	4 9 0

4 实验结果及分析

将待诊断故障变压器 DGA 数据在进行数据规格化后，计算其与抗体集中的每个抗体的亲和力，根据训练得到的最佳记忆抗体集；采用 k 近邻综合决策法综合考虑 k 个抗体中故障类型出现的次数和故障类型的排序位置等信息，形成故障诊断结论。经实验优化选定 $k=5$ ，即选择 5 个亲和力最高的故障类型进行综合诊断。

从电力变压器故障样本库中取出与训练样本完全不同的 120 组故障样本进行测试。1) 首先将故障样本输入训练好的支持向量机进行故障和正常状态的初步诊断。实验结果是这 120 组故障样本全部被识别为故障状态，第 1 步识别率达到了 100%，即对故障电力变压器的初步诊断达到了令人满意的效果。可见，由于故障训练样本充足，支持向量机对于故障样本的分类效果较好。但是，由于正常样本数量稀少，已全部用于训练支持向量机，此次实验没有包含正常样本，所以对正常样本的识别效果还有待进一步研究。若能收集更多正常运行样本进行训练，支持向量机必能进一步提高遗传支持向量机的分类能力。2) 将被诊断为故障的样本输入故障细分类算法，通过 5 近邻综合决策法在记忆抗体集上进行故障诊断。本文提出的电力变压器故障诊断算法，对 120 组故障样本中不同故障类型的诊断正确率如表 4 所示。120 组故障样本中，共有 111 组故障被正确分类，总的故障诊断正确率达到 92.5%。

表 4 诊断正确率表

Tab. 4 Diagnosis accuracy

故障类型	测试样本个数	正确样本个数	正确率/%
C_2	5	4	80
C_3	12	11	92
C_4	16	16	100
C_5	32	32	100
C_6	3	3	100
C_9	10	10	100
多故障	42	35	83

表 5 列出了采用遗传支持向量机和动态疫苗机制的灰色人工免疫算法相结合的电力变压器故障诊断算法的诊断结果，并将结果与改良三比值法进行了比较。实例分析证明，本文方法不仅能够判断故障类型，提供故障部位信息，还能进行多故障诊断，并且对改良三比值法无法判断的故障也能够正确诊断。

由于本文提出的电力变压器故障诊断算法在

表 5 电力变压器故障诊断实例表
Tab. 5 Power transformer fault diagnosis examples

编号	$\varphi_{H_2}/(\mu L/L)$	$\varphi_{H_4}/(\mu L/L)$	$\varphi_{C_2H_6}/(\mu L/L)$	$\varphi_{C_2H_4}/(\mu L/L)$	$\varphi_{C_2H_2}/(\mu L/L)$	故障类型		
						改良三比值法	本文算法	实际故障
1	42	97	157	600	0	高温过热	高温过热，铁心多点接地	铁心多点接地引起的高温过热
2	70.4	50.8	70.31	59.68	1.85	无法判断	层间、匝间故障，铁心多点接地	铁心漏磁，层间绝缘不良
3	30	7.4	8.5	1.8	19	低能放电	低能放电	低能放电
4	188	236	18.1	237	31.8	电弧放电兼过热	高能放电兼过热	高能放电兼过热
5	181	262	41	28	0	低温过热	中低温过热	中低温过热
6	980	73	58	12	0	局部放电	低能放电	低能放电

训练得到最佳记忆抗体集后不必再重复训练，在故障诊断实际应用中，只需将待测故障数据经过预处理后，在包含 35 个抗体的最佳记忆抗体集上进行 5 近邻综合决策法诊断即可，因此减少了故障诊断的时间。

5 结论

针对电力变压器单一故障和多故障的诊断问题，本文模仿生物免疫系统的免疫操作过程，设计了两级分类器级联形式的电力变压器故障诊断算法。针对电力变压器正常和故障样本都属于小样本数据的特点，研究了基于遗传支持向量机的电力变压器正常和故障状态初级分类器，能够快速收敛到核函数参数的最优区域，并避免了单一采用支持向量机进行分类的复杂结构。灰色人工免疫算法采用灰关联度作为抗原和抗体间亲和力的计算方法，为解决模式识别问题提供了一种新思路。采用疫苗对抗体进行接种，提供有导向的变异，缩短了抗体收敛到最佳的速度。免疫抑制操作避免算法收敛到局部最优，扩大了搜索空间。动态疫苗机制的灰色人工免疫算法通过电力变压器故障样本的压缩，实现了故障特征样本的合理优化。故障诊断实例证明，将遗传支持向量机和动态疫苗机制的灰色人工免疫算法相结合的电力变压器故障诊断算法，实现了对电力变压器单一故障和多故障的诊断，提高了诊断的正确率和速度。

参考文献

[1] 董明, 严璋, 杨莉, 等. 基于证据推理的电力变压器故障诊断策略[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(1): 107-114.
Dong Ming, Yan Zhang, Yang Li, et al. An evidential reasoning approach to transformer fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(1): 107-114(in Chinese).

[2] 陈伟根, 潘翀, 云玉新, 等. 基于小波网络及油中溶解气体分析的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 121-126.
Chen Weigen, Pan Chong, Yun Yuxin, et al. Fault diagnosis method

of power transformers based on wavelet networks and dissolved gas analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 121-126(in Chinese).

[3] 中华人民共和国国家经济贸易委员. DL/T722—2000 变压器油中溶解气体分析和判断导则[S]. 北京: 中国电力出版社, 2001.
State Economic and Trade Commission. DL/T722—2000 Guide to the analysis and the diagnosis of gases dissolved in transformer oil [S]. Beijing: China Electric Power Press, 2001(in Chinese).

[4] 熊浩, 孙才新, 陈伟根, 等. 电力变压器故障诊断的人工免疫网络分类算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(6): 57-60.
Xiong Hao, Sun Caixin, Chen Weigen, et al. Artificial immune network classification algorithm for fault diagnosis of power transformer [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(6): 57-60(in Chinese).

[5] 廖瑞金, 廖玉祥, 杨丽君, 等. 多神经网络与证据理论融合的变压器故障综合诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(3): 119-124.
Liao Ruijin, Liao Yuxiang, Yang Lijun, et al. Study on synthetic diagnosis method of transformer fault using multi-neural network and evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(3): 119-124(in Chinese).

[6] 熊浩, 李卫国, 畅广辉, 等. 模糊粗糙集理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 141-147.
Xiong Hao, Li Weiguo, Chang Guanghui, et al. Application of fuzzy rough set theory to power transformer faults diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 141-147(in Chinese).

[7] 董明, 孟源源, 徐长响, 等. 基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 88-92
Dong Ming, Meng Yuanyuan, Xu Changxiang, et al. Fault diagnosis model for power transformer based on support vector machine and dissolved gas analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(7): 88-92(in Chinese).

[8] 费胜巍, 孙宇. 融合粗糙集与灰色理论的电力变压器故障预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(16): 154-160.
Fei Shengwei, Sun Yu. Fault prediction of power transformer by combination of fough set and grey theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(16): 154-160(in Chinese).

[9] 李红芳, 张清华, 谢克明. 一种新型免疫网络学习算法在故障诊断中的应用[J]. 智能系统学报, 2008, 3(5): 449-454.
Li Hongfang, Zhang Qinghua, Xie Keming. Application of a novel immune network learning algorithm to fault diagnosis[J]. CAAI Transactions on Intelligent Syetems, 2008, 3(5): 449-454(in Chinese).

[10] 庞茂, 周晓军, 孟庆华. 基于免疫学的在线故障检测算法的研究及应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(24): 149-153.

- Pang Mao, Zhou Xiaojun, Meng Qinghua. Study and application of on-line fault testing algorithm based on immunology[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(24): 149-153(in Chinese).
- [11] 赵文清, 朱永利, 张小奇. 应用支持向量机的变压器故障组合预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 14-19.
Zhao Wenqing, Zhu Yongli, Zhang Xiaoqi. Combinational forecast for transformer faults based on support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(25): 14-19(in Chinese).
- [12] 胡清, 王荣杰, 詹宜巨. 基于支持向量机的电力电子电路故障诊断技术[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(12): 107-111.
Hu Qing, Wang Rongjie, Zhan Yiju. Fault diagnosis technology based on SVM in power electronics circuit[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(12): 107-111(in Chinese).
- [13] 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: 1-120.
Jiao Licheng, Du Haifeng, Liu Fang, et al. Immunological computation for optimization, learning and recognition[M]. Beijing: Science Press, 2006: 1-120(in Chinese).
- [14] 汤红诚, 李著信, 武华峰, 等. 基于人工免疫的异步电机故障诊断系统[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(23): 158-162.
Tang Hongcheng, Li Zhuxin, Wu Huafeng, et al. Asynchronous motor fault diagnosis based on artificial immunity[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(23): 158-162(in Chinese).
- [15] 周爱华, 张彼德, 张厚宣. 基于人工免疫分类算法的电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2007, 33(8): 77-80.
Zhou Aihua, Zhang Bide, Zhang Houxuan. Power transformer fault diagnosis by using the artificial immune classification algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(8): 77-80(in Chinese).
- [16] Watkins A, Timms J, Boggess L. Artificial immune recognition systems(AIRS): an immune-inspired supervised learning algorithm [J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2004, 5(3): 291-317.
- [17] 郑海平, 孙才新, 李俭, 等. 诊断电力变压器故障的一种灰色关联度分析模式及方法[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(10): 106-109.
- Zheng Haiping, Sun Caixin, Li Jian, et al. A model and method of degree of grey incidence analysis on transformer fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(10): 106-109(in Chinese).
- [18] 宋绍民, 王耀南, 孙炜, 等. 基于免疫聚类算法的变压器 DGA 数据故障诊断方法[J]. 变压器, 2008, 45(8): 70-72.
Song Shaomin, Wang Yaonan, Sun Wei, et al. Fault diagnosis method with transformer DGA data based on immune recognition algorithm [J]. Transformer, 2008, 45(8): 70-72(in Chinese).
- [19] 田玉玲. 多层免疫故障诊断模型的研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(9): 245-248.
Tian Yuling. Research on multi-layered immune fault diagnosis model[J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(9): 245-248(in Chinese).
- [20] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002: 122-141.
Deng Julong. Gray theory basis[M]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology Press, 2002: 122-141(in Chinese).



郑蕊蕊

收稿日期: 2010-07-24。

作者简介:

郑蕊蕊(1982), 女, 博士, 研究方向为电力变压器故障诊断、智能信息处理与模式识别、数字图像处理, zhengruirui@yahoo.cn;

赵继印(1960), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理与模式识别, zhaojiyin2000@163.com;

赵婷婷(1986), 女, 本科生, 研究方向为统计学;

李敏(1962), 女, 副教授, 研究方向为智能信息处理, limin@dlu.edu.cn。

(责任编辑 张玉荣)