

# 变压器绝缘故障类型的改进型 RBF 神经网络识别算法

李 浩, 王福忠, 王 锐

(河南理工大学电气工程与自动化学院, 焦作 454000)

**摘要:**为精确诊断电力变压器内部潜在绝缘故障类型,通过对变压器内部油过热和油纸绝缘中局部放电等 8 种潜在绝缘故障发生时所产生的气体成分分析,提出了一种以人工免疫网络与粒子群算法改进径向基函数 RBF (radial basis function)神经网络的变压器故障诊断算法。重点介绍了基于 RBF 神经网络的变压器故障诊断模型的构成原理、基于人工免疫网络算法的故障模型隐层中心确定方法以及基于粒子群算法的网络模型权重寻优方法,并进行了仿真实验。实验结果表明:该算法能有效地识别其绝缘故障类型,且识别精度可达 90%以上。

**关键词:**电力变压器;故障诊断;RBF 神经网络;人工免疫网络;粒子群优化算法

## Identification Algorithm for Transformer Insulation Fault Types Based on Improved RBF Neural Network

LI Hao, WANG Fuzhong, WANG Rui

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

**Abstract:** To accurately diagnose the internal latent fault types of a power transformer, a novel radial basis function (RBF) neural network algorithm is proposed by analyzing the gas production under eight latent internal insulation fault types, such as oil overheating and partial discharging in oil paper insulation. This algorithm is improved by artificial immune network algorithm and particle swarm optimization algorithm. This paper focuses on the composition principle of transformer fault diagnosis model based on RBF neural network, the method for determining the center of hidden layer in the fault model based on artificial immune network algorithm, and the method of network weight optimization based on particle swarm optimization algorithm. Simulation experiments are carried out, showing that the proposed algorithm can effectively identify the insulation fault types at an accuracy of higher than 90%.

**Keywords:** power transformer; fault diagnosis; RBF neural network; artificial immune network; particle swarm optimization algorithm

电力变压器作为电力系统中的关键设备,承担着电压变换和电能分配与传输的任务,其运行可靠性直接关系到系统的供电安全与稳定运行<sup>[1,2]</sup>。电力变压器内部潜伏性绝缘故障在变压器故障类中占有相当的比重,因此研究其内部潜在绝缘故障诊断方法具有重要意义。变压器油气组分分析 DGA(dis-

solved gas analysis)技术作为诊断其内部潜在绝缘故障的方法之一,能够及时有效地发现变压器内部潜伏性绝缘故障及其发展程度,以防止由此引发的安全事故<sup>[3]</sup>。传统的三比值法及其改良方法在工程中虽多有应用,但该类算法只能粗略诊断故障类而无法准确诊断具体故障。目前,为准确诊断变压器内部潜在绝缘故障及提高诊断准确率,国内外学者引入了多类智能算法包括人工神经网络<sup>[4,5]</sup>、人工免疫算法<sup>[6]</sup>、支持向量机<sup>[7,8]</sup>等。

径向基函数 RBF(radial basis function)神经网

收稿日期:2016-08-07;修回日期:2018-01-11

基金项目:河南省产学研基金资助项目(132107000027)

Project Supported by Foundation for the Integration of Industry, Education and Research of Henan Province(132107000027)

络算法以其收敛速度快、函数逼近能力强等优点,近年来被广泛应用于模式识别、故障诊断等领域。但如何构造一个最优的、合理的 RBF 神经网络结构一直以来都是一个难点<sup>[13]</sup>。文献[14]采用 RBF 神经网络进行变压器故障诊断,为了解决网络结构复杂、训练时间长等问题,利用粗糙集原理对训练数据进行挖掘,精简了网络结构提高网络训练速度;文献[15]采用免疫蚂蚁算法对训练数据进行处理,优化 RBF 网络隐层参数,并利用最小二乘算法计算 RBF 网络输出权重,提高了网络的泛化能力与收敛速度。

本文提出一种改进的 RBF 神经网络故障诊断算法,针对变压器内部潜在的具体绝缘故障建立故障诊断模型,并分别以人工免疫网络算法与粒子群优化算法对诊断模型的中心及权重寻优以达到精简网络、提高网络泛化能力和收敛速度的效果。仿真实验结果表明,该方法能有效地识别变压器内部潜在绝缘故障类型,提高诊断准确率。

## 1 变压器内部潜在绝缘故障类型及其油气成分

电力变压器内部绝缘系统常由两类基本绝缘材料构成:固体材料(层压纸板、绝缘纸等)和液体材料(变压器油)。当变压器内部发生或者存在潜伏性故障时,其固液材料会在电、热等多因素作用下分解产生某些特定气体并溶于变压器油中,表 1 为常见变压器内部潜在绝缘故障类型及其油气成分。

由表 1 看出,从性质上可将电力变压器内部潜在绝缘故障划分为热性与电性故障两大类,热性故障与电性故障各有 4 类,共 8 类故障。不同的故障类型所产生的氢气(H<sub>2</sub>)、甲烷(CH<sub>4</sub>)、乙烷(C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>)、乙烯(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>)、乙炔(C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>)、一氧化碳(CO)和二氧化碳(CO<sub>2</sub>)等气体不同。为此,本文以表 1 中所列的 8 种具体故障类型与发生故障类时的 7 种气体的产气特点为依据,对电力变压器的内部潜在绝缘故障进行诊断,其中,以  $x_1 \sim x_7$  代表 7 种特征气体含量,以  $y_1 \sim y_8$  代表表 1 中 8 类具体的内部潜在绝缘故障。

表 1 不同故障类型产生的气体成分

Tab.1 Gas production types under different types of fault

故障性质	故障类型	主要气体成分	次要气体成分
热性故障	油过热	CH <sub>4</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
	油和纸过热	CH <sub>4</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> 、 CO、CO <sub>2</sub>	H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
	进水受潮油中气泡	H <sub>2</sub>	-
	自然老化	CO、CO <sub>2</sub>	-
电性故障	油纸绝缘中局电	H <sub>2</sub> 、CH <sub>4</sub> 、CO	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> 、CO <sub>2</sub>
	油中火花放电	H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	-
	油中电弧	H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> 、CO <sub>2</sub>
	油和纸中电弧	H <sub>2</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> 、 CO、CO <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> 、C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>

## 2 基于 RBF 神经网络的变压器故障诊断模型

### 2.1 变压器内部潜在绝缘故障诊断模型的结构原理

RBF 神经网络是一种生物背景很强的前馈型神经网络,具有较强的函数逼近能力<sup>[16]</sup>。该神经网络的每个隐含层神经元传递函数都构成了拟合平面的一个基函数,是一种局部逼近网络即对于输入空间的某个局部区域只存在少数的神经元用于决定网络的输出。由于该网络学习速度快,函数逼近能力较强,被广泛应用于函数逼近、故障诊断等领域,为此本文以 RBF 神经网络原理建立如图 1 所示的变压器内部潜在绝缘故障诊断模型。

该模型主要由输入层、隐含层和输出层组成。其中,输入层由一些感知单元组成,它们将网络与外界环境连接起来,本文表示变压器的 7 种特征气体量;第 2 层是网络中仅有的一个隐层,它的作用是从输入空间到隐空间之间进行非线性变换;输出层是线性的,它为作用于输入层的激活模式提供响应,本文中表 8 种变压器潜在绝缘故障。网络隐层的非线性作用过程对网络输出起着至关重要的作用,隐层基函数形式表示为

$$s_j(\mathbf{x}) = \phi_j(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|) \quad j = 1, 2, \dots, a \quad (1)$$

式中: $s_j$  为隐层第  $j$  个神经元的输出; $\phi_j(\cdot)$  为基函

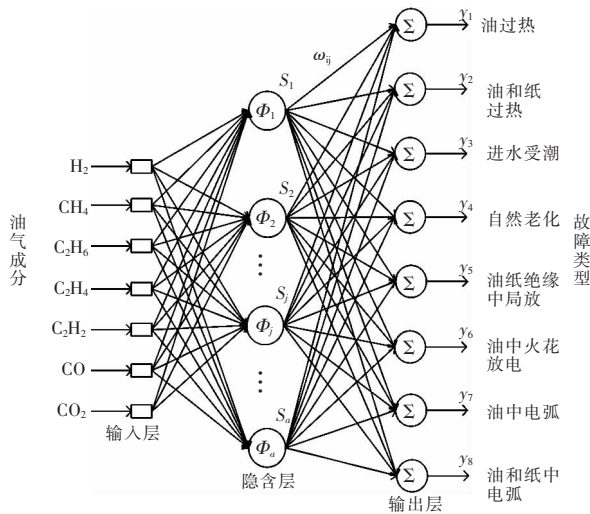


图 1 RBF 神经网络故障诊断模型

Fig.1 Fault diagnosis model of RBF neural network

数;  $c_j$  为隐含层基函数的中心矢量;  $\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_j\|$  为输入量  $\mathbf{x}$  与基函数中心矢量  $\mathbf{c}_j$  间的欧式距离;  $a$  为隐层神经元数。

高斯径向基函数由于具有形式简单、解析性好等优点而成为最常用的径向基函数,其基本形式为

$$\phi_j(\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_j\|) = \exp\left[-\frac{(\mathbf{x}-\mathbf{c}_j)^T(\mathbf{x}-\mathbf{c}_j)}{\delta_j^2}\right] \quad (2)$$

网络隐含层到输出层实现线性映射,网络输出层为隐含层节点的线性组合,其表达式为

$$y_k = \sum_{j=1}^a \omega_{jk} s_j \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中:  $y_k$  为输出层节点  $k$  的输出;  $m$  为输出层层数。

### 2.2 故障诊断模型输入输出设计

现假设本文共收集  $N$  组样本数据记为  $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ , 其中的任意一组元素  $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}]^T$  代表一组故障数据, 同该组数据相对应的网络实际输出记为  $\mathbf{Y}=[y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, y_{i4}, y_{i5}, y_{i6}, y_{i7}, y_{i8}]^T$ 。由于隐含层与输出层为线性映射关系, 因此根据模型结构原理可得到输出层结果表达式为

$$y_k = \omega_k^T \Phi = \sum_{j=1}^a \omega_{kj} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_j\|^2}{\delta_j^2}\right] \quad k = 1, 2, \dots, 8 \quad (4)$$

式中:  $\omega_k$  为输出层节点  $k$  的权值矢量,  $\omega_k=[w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{ka}]^T$ ;  $\Phi$  为基函数矢量,  $\Phi=[\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_a]^T$ 。

对式(4)分析可知, 构建 RBF 神经网络故障诊断模型的关键在于求取网络隐含层中心与隐含层

到输出层权重。详细阐述如下。

### 2.3 基于免疫网络算法的诊断模型隐层中心的确定

理论上, RBF 网络模型中心应覆盖整个输入空间, 中心数目过多会导致网络计算量增加, 而中心数目过少则无法反映输入空间的特点, 两者均会影响网络的泛化能力。人工免疫网络算法作为一种新型智能算法, 它通过模拟抗原与抗体之间作用关系, 使抗体在学习抗原模式过程中被不断优化, 从而得到能够反映抗原特性的特殊抗体<sup>[17-19]</sup>。因此, 本文以人工免疫网络算法对输入模型的故障样本进行处理以求得隐层中心, 处理算法如下。

(1)原始抗原集选取。选取变压器发生内部绝缘故障时产生的 7 种特征气体含量所构成的向量  $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}]$  为原始抗原集, 其中  $x_{i1} \sim x_{i7}$  分别代表 7 种特征气体含量。

(2)气体特征向量归一化。本文采用浓度归一法将特征气体向量归一化<sup>[20,21]</sup>, 设归一化前的量记为  $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}]$ , 归一化后的量记为  $\mathbf{x}'_i=[x'_{i1}, x'_{i2}, x'_{i3}, x'_{i4}, x'_{i5}, x'_{i6}, x'_{i7}]$ , 归一化公式为

$$x'_{ip} = x_{ip} / \sum_{p=1}^7 x_{ip} \quad p = 1, 2, \dots, 7 \quad (5)$$

(3)气体特征量净化。为除去气体特征量中的相似个体, 需对归一化后的气体特征量进行净化。个体间的相似程度常由欧式距离来表征, 因此变压器气体特征量的净化是以抗原、抗体间的欧式距离大小  $c_v$  为标准进行的, 通常当  $c_v$  小于 0.01 时, 表示两者相似, 其中一个个体需被删除。  $n$  维空间的欧氏距离为

$$d(\vec{A}, \vec{B}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a[i]-b[i])^2} \quad (6)$$

(4)抗体集合初始化。随机抽取  $N$  组包含各故障类型的样本作为免疫网络的初始抗体集  $\mathbf{Ab}$ ;

(5)计算亲和度。计算训练样本  $\mathbf{x}_i$  与初始抗体集合  $\mathbf{Ab}$  中所有抗体的亲和度向量  $\mathbf{f}_i$ , 其计算公式

$$f_{ij} = \frac{1}{1+\|\mathbf{x}_i-\mathbf{x}_j\|} \quad \mathbf{x}_j \in \mathbf{Ab} \quad (7)$$

(6)克隆选择。以亲和度向量  $\mathbf{f}_i$  为依据, 从抗体集合  $\mathbf{Ab}$  中选取  $n$  个亲和度最高的抗体组成新的

抗体集合  $\mathbf{Ab}_{[n]}$ ;

(7)克隆操作。对新抗体集合  $\mathbf{Ab}_{[n]}$  中的抗体进行克隆操作,克隆数目  $N_c$  表示为

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}(K_{\text{scale}} f_{ij}) \quad (8)$$

式中:  $\text{round}()$  为取整操作;  $K_{\text{scale}}$  为克隆规模。经克隆操作后的抗体集记为  $\mathbf{C}_i$ 。

(8)变异操作。对克隆后的抗体集  $\mathbf{C}_i$  进行变异操作得到  $\mathbf{C}_i^*$ , 其变异操作公式为

$$\mathbf{c}_j^* = \mathbf{c}_j - \alpha(\mathbf{c}_j - \mathbf{x}_i^*) \quad (9)$$

式中,  $\alpha$  为学习速率, 由亲和度决定, 亲和度越大  $\alpha$  越大。

(9)重算亲和度。重新计算  $\mathbf{x}_i^*$  与抗体集合  $\mathbf{C}_i^*$  的亲和度, 根据新的亲和度向量  $\mathbf{f}_i^*$  从抗体集合  $\mathbf{C}_i^*$  中选择亲和度最大  $\xi\%$  的抗体得到  $\mathbf{Ab}^*$ , 删除抗体集合  $\mathbf{Ab}^*$  中亲和度小于特定阈值  $\sigma_d$  的抗体;

(10)免疫抑制操作。计算抗体集  $\mathbf{Ab}^*$  中各个抗体之间的亲和度, 删除亲和力大于特定阈值  $\sigma_s$  的抗体, 更新抗体集  $\mathbf{Ab}^*$ ;

(11)迭代。重复上述操作直到达到规定的迭代次数为止。

## 2.4 RBF 网络诊断模型权重的粒子群优化算法

粒子群优化 PSO (particle swarm optimization) 算法作为一种新型优化算法近年来在函数寻优、神经网络优化等领域多有应用<sup>[22-23]</sup>。同其他优化算法如遗传算法 GA (genetic algorithm) 等相比, 无交叉、变异等过程, 因而简单且易实现, 本文选用 PSO 算法对诊断模型的最佳连接权重进行寻优。

PSO 算法以  $P$ - $V$  模型寻优搜索, 每个粒子代表解空间中的一个潜在解。假设  $m$  个粒子组成的群体在  $R$  维解空间中飞行, 每个粒子由它的位置和速度向量表示, 记为  $\mathbf{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iR})$ 、 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iR})$ 。每次迭代中个体搜索到的最优值记为  $\text{BestP}_i$ , 群体搜索到的最优值记为  $\text{BestG}_i$ , 每个粒子的速度和位置的变化公式为

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + C_1 R_1 (\text{BestP}_{id} - P_{id}^k) + C_2 R_2 (\text{BestG}_{id} - P_{id}^k) \quad (10)$$

$$P_{id}^{k+1} = P_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (11)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, m$ ;  $d=1, 2, \dots, R$ ;  $k$  为迭代次数;  $\omega$  为

惯性因子;  $\text{BestP}_{id}$ 、 $\text{BestG}_{id}$  为粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中个体极值与群体极值的位置坐标;  $C_1$ 、 $C_2$  为学习因子;  $R_1$ 、 $R_2$  为  $[0, 1]$  间的随机数。

以 PSO 算法寻求故障诊断模型的最佳连接权重, 随机产生多个粒子以构成粒子群, 群体中每个粒子的位置向量设为 RBF 网络的一组权重。在以 PSO 算法寻优搜索时, 当目标函数值达到最小时, 即可求得网络的最佳权重。其寻优算法步骤如下。

**步骤 1** 粒子群初始化。设定学习因子  $C_1$ 、 $C_2$  及最大迭代次数  $k_{\text{max}}$ , 确定粒子的个数  $m$ , 随机产生粒子的位置向量  $\mathbf{P}_i$  和速度向量  $\mathbf{V}_i$ ;

**步骤 2** 计算适应值。以 RBF 网络故障诊断模型的输出结果来计算每个粒子的适应值, 记录个体粒子的极值及群体粒子的极值分别用  $\text{BestP}$  和  $\text{BestG}$  来表示。寻优过程的适应值评价函数为

$$F_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i' - Y_i)^2 \quad (12)$$

式中:  $Y_i'$  为模型的实际输出;  $Y_i$  为模型的期望输出;  $N$  为训练样本数目。

**步骤 3** 比较粒子的适应值和个体极值  $\text{BestP}$  处的适应值, 取最优者的作为该粒子新的个体极值  $\text{BestP}$ ; 比较粒子的适应值和全局极值  $\text{BestG}$  处的适应值, 取最优者作为种群新的全局极值  $\text{BestG}$ ;

**步骤 4** 根据式 (10) 和式 (11), 对粒子的位置向量和速度向量进行更新;

**步骤 5** 若达到最大迭代次数  $k_{\text{max}}$  或满足网络的精度要求, 就停止迭代, 输出结果; 否则转步骤 2。

## 3 仿真实验分析

### 3.1 仿真样本的选取

本文收集 2013—2014 年某型号 220 kV、150 MV·A 变压器运行数据, 从中挑选经吊芯检查后变压器故障类型确定的数据 300 组, 随机选取 120 组包含各故障类型气体特征量集作训练集, 剩余 180 组作为测试集。

### 3.2 仿真实验过程

训练抗原集经人工免疫网络处理后即可得到

故障诊断模型的隐层中心,仿真中免疫网络相关参数设置为:气体特征量净化阈值  $c_v=0.01$ ,初始抗体个数  $N=20$ ,最佳抗体选择数  $n=6$ ,克隆规模  $K_{scale}=10$ ,再次选择率  $\xi\%=10\%$ ,克隆选择阈值  $\delta_i=0.5$ ,免疫抑制阈值  $\delta_s=0.15$ 。经人工免疫网络处理后的记忆特征矢量数为 11。

以人工免疫网络所得到的结果作为 RBF 网络模型的初始隐含层中心,用 PSO 算法对模型权重寻优,相关参数设置为:群体大小  $m=40$ ;学习因子  $C_1=C_2=2$ ;最大惯性因子  $\omega_{max}=1.4$ ;最小惯性因子  $\omega_{min}=0.4$ ;最大迭代次数  $k_{max}=500$ ,8 类故障的期望输出设为 10000000~00000001。网络的实际输出结果以 0~1 之间的数值表示对应的故障程度,数值越接近 1 就表明越有可能发生此类故障,经仿真后得到的适应度曲线如图 2 所示。从适应度曲线可以看出,在迭代 180 次左右适应度值趋于稳定,达到了最小约 0.02,此时的网络权重即为所求模型的最佳权重。

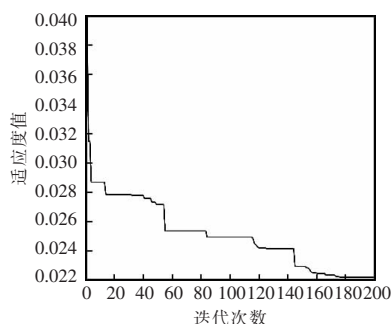


图 2 适应度曲线

Fig.2 Fitness curve

### 3.3 诊断结果

将剩余 180 组气体特征量用于测试训练后的 RBF 网络故障诊断模型的诊断精度,仿真实验结果如表 2 所示。

为了在诊断精度上做对比,本文将收集的故障数据分别采用 BP 神经网络算法、标准 RBF 神经网络算法进行故障诊断,结果如表 3 所示。

由表 2 可以看出,该模型对不同类型的变压器潜在绝缘故障有不同的诊断准确率,其中  $y_3, y_4$  和  $y_6$  的诊断准确率达到 100%,分析原因发现这是由于发生这 3 类绝缘故障时的特征气体差异性较

表 2 诊断结果

Tab.2 Diagnostic result

故障	测试样本数	识别结果对应的故障								误判数	精度/%
		$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$		
$y_1$	25	23	2							2	92
$y_2$	34	4	30							4	88
$y_3$	8			8						0	100
$y_4$	12				12					0	100
$y_5$	22					20		2		2	91
$y_6$	17						17			0	100
$y_7$	21							18	3	3	86
$y_8$	41					2	2	37		4	88

表 3 不同诊断算法诊断精度对比

Tab.3 Comparison of diagnostic accuracy among different diagnostic algorithms

算法	测试样本数	诊断正确数	正确率/%
BP 网络	180	157	87.4
RBF 网络	180	141	78.3
本文算法	180	166	92.2

其他故障类明显因而识别率很高,而其余 5 类故障的平均准确率达到 90%左右。比较表 2 和表 3 可以看出本文采用的算法较其他几类算法具有较高故障诊断准确率。

## 4 结论

(1)本文以变压器发生内部潜在绝缘故障时的产气成分为依据,实现了对变压器油过热、油纸绝缘中的局部放电等 8 种具体内部潜在绝缘类型的诊断。与传统只诊断中低温过热、高温过热、低能放电、高能放电等故障类的方法相比有一定的改进。

(2)本文以 RBF 神经网络算法建立变压器内部潜在绝缘故障诊断模型,针对模型的缺陷与不足引入免疫网络算法与粒子群优化算法对诊断模型优化,提高了模型对变压器内部 8 种潜在绝缘故障的识别能力,提高了诊断的准确率。实验结果表明,以人工免疫网络算法与粒子群优化算法结合优化诊断模型,可使模型有效地识别变压器潜在绝缘故障类型且识别率可达 90%以上。

## 参考文献:

- [1] 郑蕊蕊, 赵继印, 赵婷婷, 等. 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[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(7): 57-63.  
Zheng Ruirui, Zhao Jiyin, Zhao Tingting, et al. Power transformer fault diagnosis based on genetic support vector machine and gray artificial immune algorithm[J]. Proceeding of the CSEE, 2011, 31(7): 57-63(in Chinese).
- [2] 刘景艳, 王福忠, 杨占山. 基于 RBF 神经网络和自适应遗传算法的变压器故障诊断[J]. 武汉大学学报(工学版), 2016, 49(1): 88-93.  
Liu Jingyan, Wang Fuzhong, Yang Zhanshan. Transformer fault diagnosis based on RBF neural network and adaptive genetic algorithm[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2016, 49(1): 88-93(in Chinese).
- [3] 吴晓辉, 刘炯, 梁永春, 等. 支持向量机在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(6): 722-726.  
Wu Xiaohui, Liu Jiong, Liang Yongchun, et al. Application of support vector machine in transformer fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(6): 722-726(in Chinese).
- [4] 王雪梅, 李文申, 严璋. BP 网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 2005, 31(7): 12-14.  
Wang Xuemei, Li Wenshen, Yan Zhang. Application study of BP network used in the fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(7): 12-14(in Chinese).
- [5] 项文强, 张华, 王姮, 等. 基于 L-M 算法的 BP 网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(8): 100-103.  
Xiang Wenqiang, Zhang Hua, Wang Yuan, et al. Application of BP neural network with L-M algorithm in power transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(8): 100-103(in Chinese).
- [6] 宋志杰, 王健. 模糊聚类 and LM 算法改进 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2013, 49(5): 54-59.  
Song Zhijie, Wang Jian. Transformer fault diagnosis based on BP neural network optimized by fuzzy clustering and LM algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(5): 54-59(in Chinese).
- [7] 任静, 黄家栋. 基于免疫 RBF 神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(11): 6-9.  
Ren Jing, Huang Jiadong. Transformer fault diagnosis Based on immune RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(11): 6-9(in Chinese).
- [8] 陈江波, 文习山, 蓝磊, 等. 基于新径向基函数网络的变压器故障诊断法[J]. 高电压技术, 2007, 33(3): 140-143.  
Chen Jiangbo, Wen Xishan, Lan Lei, et al. Fault diagnosis of power transformer by novel radial basis function neural network approach[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(3): 140-143(in Chinese).
- [9] 毛向德, 王庆贤, 董唯光, 等. 小波包神经网络与数据降维的移相全桥变换器的故障诊断[J]. 电源学报, 2014, 12(4): 68-75.  
Mao Xiangde, Wang Qingxian, Dong Weiguang, et al. Phase-shift full bridge converter fault diagnosis based on wavelet packet and neural network and data dimensionality [J]. Journal of Power Supply, 2014, 12(4): 68-75(in Chinese).
- [10] 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).
- [11] 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]. Proceeding of the CSEE, 2003, 23(7): 88-92(in Chinese).
- [12] 韩富春, 高文君, 廉建鑫, 等. 基于免疫优化多分类 SVM 的变压器故障诊断新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(2): 106-110.  
Han Fuchun, Gao Wenjun, Lian Jianxin, et al. A novel approach based on multi-class support vector machine of immune for transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(2): 106-110(in Chinese).
- [13] 付强, 陈特放, 朱佼佼. 采用自组织 RBF 网络算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1368-1375.

- Fu Qiang, Chen Tefang, Zhu Jiaojiao. Transformer fault diagnosis using self-adaptive RBF neural network algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1368-1375(in Chinese).
- [14] 杨志超, 张成龙, 吴奕, 等. 基于粗糙集和RBF神经网络的变压器故障诊断方法研究[J]. 电测与仪表, 2014, 51(21): 34-39.
- Yang Zhichao, Zhang Chenlong, Wu Yi, et al. Research on sets and RBF neural network based transformer fault diagnosis method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(21): 34-39(in Chinese).
- [15] 李晴, 何怡刚, 包伟. 免疫蚂蚁算法优化的 RBF 网络用于模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(6): 1255-1261.
- Li Qing, He Yigang, Bao Wei. Immune-ant algorithm based RBFNN for fault diagnosis of analog circuits[J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2010, 31(6): 1255-1261(in Chinese).
- [16] 梁永春, 李彦明. 改进型组合 RBF 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2005, 31(9): 31-33.
- Liang Yongchun, Li Yanming. Application of modified combinatorial radial basis function neural network in fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(9): 31-33(in Chinese).
- [17] Marwah G, Boggess L. Artificial immune systems for classification: some issues[C]. Proceeding of the 1st International Conference on Artificial Immune Systems, University of Kent, 2002.
- [18] 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 transformers[J]. Automation of Electric Power System, 2006, 30(6): 57-60(in Chinese).
- [19] 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.
- [20] 赵安新, 汤晓君, 王尔珍, 等. 变压器油溶解气体的 FTIR 定量分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(9): 2407-2410.
- Zhao Anxin, Tang Xiaojun Wang Erzhen, et al. Quantitative analysis of transformer oil dissolved gases using FTIR[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(9): 2407-2410 (in Chinese).
- [21] 王福忠, 邵淑敏, 董鹏飞. 变压器油中气体组分含量在线监测与故障诊断[J]. 河南理工大学学报:自然科学版, 2015, 34(3): 379-383.
- Wang Fuzhong, Shao Shumin, Dong Pengfei. The on-line monitoring and fault diagnosis of dissolved gas constituent content in transformer oil[J]. Journal of Henan Polytechnic University: Natural Science, 2015, 34(3): 379-383(in Chinese).
- [22] 王华国, 孙玉坤, 王博, 等. 改进的 PSO-FNN 在发酵软测量中的应用[J]. 自动化仪表, 2016, 37(3): 62-64.
- Wang Guohua, Sun Yunkun, Wang Bo, et al. Application of the Improved PSO-FNN in fermentation soft sensing[J]. Process Automation Instrumentation, 2016, 37(3): 62-64(in Chinese).
- [23] 王晓霞, 王涛. 基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2008, 34(11): 2362-2367.
- Wang Xiaoxia, Wang Tao. Power transformer fault diagnosis based on neural network evolved by particle swarm optimization[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(11): 2362-2367(in Chinese).



李浩

## 作者简介:

李浩(1992-),男,通信作者,硕士,研究方向:电气设备状态监测与故障诊断, E-mail: 1548905212@qq.com。

王福忠(1961-),男,博士,教授,硕士生导师,研究方向:工业过程控制、智能电网等, E-mail: wangfzh@hpu.edu.cn。

王锐(1991-),女,硕士,研究方向:电气设备状态监测与故障诊断, E-mail: 1540428157@qq.com。