

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.01.017

# 混合神经网络在变压器故障诊断中的应用\*

夏飞<sup>1,2</sup> 罗志疆<sup>2,3</sup> 张浩<sup>1,2</sup> 彭道刚<sup>2,3</sup> 张茜<sup>2</sup> 唐依雯<sup>2</sup>

(1. 同济大学 电子与信息工程学院 上海 201804; 2. 上海电力学院 自动化工程学院 上海 200090;  
3. 上海发电过程智能管控工程技术研究中心 上海 200090)

**摘要:**针对变压器故障诊断准确率低的问题提出了粒子群-自组织映射-学习矢量化(PSO-SOM-LVQ)混合神经网络算法。为了获取更加有效的SOM神经网络拓扑结构,首先采用PSO算法对SOM神经网络的权值向量加以改进,在此基础上融入LVQ神经网络,弥补了无监督学习SOM神经网络的不足。这种PSO、SOM和LVQ相结合的混合神经网络算法提高了变压器故障诊断的精度,减少了故障诊断的误差。通过仿真,对SOM、PSO-SOM和PSO-SOM-LVQ这3种算法进行了对比。对比结果表明,PSO-SOM-LVQ混合神经网络算法准确度最高,其故障诊断准确率为100%。由此可见,采用PSO-SOM-LVQ混合神经网络算法可有效提高变压器故障诊断的性能。

**关键词:**故障诊断; PSO算法; SOM神经网络算法; LVQ神经网络算法

**中图分类号:** TM41; TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Application of mixed neural network in transformer fault diagnosis

Xia Fei<sup>1,2</sup> Luo Zhijiang<sup>2,3</sup> Zhang Hao<sup>1,2</sup> Peng Daogang<sup>2,3</sup> Zhang Qian<sup>2</sup> Tang Yiwen<sup>2</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;  
2. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;  
3. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcoming of the low accuracy of transformer fault diagnosis, the PSO-SOM-LVQ (particle swarm optimization, self organizing maps, learning vector quantization) mixed neural network algorithm is presented in this paper. Firstly, the weight of SOM neural network is optimized by the method of PSO algorithm to obtain the more effective topology. Based on that, LVQ neural network is combined to cover the shortage of unsupervised learning SOM neural network. The mixed neural network algorithm combined with PSO, SOM and LVQ can improve the accuracy and reduce the error of transformer fault diagnosis. Through simulation, the three algorithms of SOM, PSO-SOM and PSO-SOM-LVQ are compared. The comparison result show that the PSO-SOM-LVQ mixed neural network algorithm has the highest accuracy, and the fault diagnosis accuracy rate is 100%. Thus it can be seen, the PSO-SOM-LVQ mixed neural network algorithm can enhance the performance of transformer fault diagnosis effectively.

**Keywords:** fault diagnosis; PSO algorithm; SOM neural network algorithm; LVQ neural network algorithm

## 1 引言

变压器是一种用于电能转换的重要电器设备,在工业生产中占据着举足轻重的地位,它的安全健康运行对

维护电力系统的安全稳定具有重大意义,因此,对变压器进行故障的早期预测、检测是十分必要的。

目前主要采用传统方法和智能诊断来对变压器进行故障诊断。由于变压器的故障征兆与故障类型之间关系复杂,主要依靠经验积累的传统诊断方法无法对两者之

间的关系进行深入挖掘,准确判断故障类型,因此,采用传统方法进行故障诊断效果并不理想。近年来,随着对智能算法研究的不断深入,很多智能算法如专家系统<sup>[1]</sup>、神经网络<sup>[2-4]</sup>、模糊理论<sup>[5-6]</sup>、遗传算法<sup>[7]</sup>、免疫识别、聚类分析、粗糙集理论<sup>[8]</sup>、灰色系统理论<sup>[9-10]</sup>、支持向量机<sup>[11-12]</sup>等在故障诊断领域也得到了广泛的应用。变压器中的绝缘油和固体绝缘材料老化、变质时会产生气体,且气体产生的速度和数量会随着变压器内部产生故障而发生改变,因此,可通过分析绝缘油中气体含量的方式找到气体含量与变压器故障之间的内在联系,从而实现对变压器的故障诊断<sup>[13]</sup>。神经网络算法具有很强的非线性拟合性,而绝缘油中气体的含量与变压器故障为非线性关系,因此,与其他智能算法相比神经网络算法具有很大的优势。

很多单一神经网络算法在训练时存在一定的缺陷<sup>[14]</sup>,因此,研究者们多采用改进神经网络算法进行故障诊断<sup>[7,15-16]</sup>。项文强等人<sup>[17]</sup>将 Levenberg-Marquardt 这一最优化算法与误差反向传播(back propagation, BP)神经网络相结合来对 BP 算法进行改进,并将改进后的算法应用于变压器故障诊断,通过仿真实验,验证了该方法的实用性。范俊辉等人<sup>[16]</sup>对粒子群(particle swarm optimization, PSO)和概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)算法进行了研究,并将该算法与变压器故障诊断相结合,用于解决实际问题,该算法解决了 PNN 网络中存在的平滑因子选取不够科学的缺陷,提高了故障诊断的精确度。刘景艳等人<sup>[7]</sup>为优化径向基函数(radial basis function, RBF)的宽度和中心引入了自适应遗传算法,通过这样的方式提高了 RBF 神经网络算法的性能,使变压器故障诊断的效果得到改善。在众多神经网络算法中,自组织映射(self organizing maps, SOM)网络算法以其网络结构简单、生物神经元特性良好、聚类具有自动性等优点受到广泛关注,但是该算法也具有很多缺点。很多学者针对 SOM 网络算法的不足提出了改进算法,以弥补其因初始权值设置随机性强产生的不良影响。

目前,对 SOM 算法输入优化以及初始权值设置的改进算法很多,但很少有人针对算法在训练过程中存在分类信息不足这一缺点进行改进。为此,本文提出了将 SOM、PSO 和学习矢量量化(learning vector quantization, LVQ)3 种算法相融合的全新算法,同时对 SOM 网络中存在的初始权值选取具有不确定性和分类信息不足这两点进行优化,并在变压器故障诊断中加以应用,改进变压器故障诊断性能。在新算法中,首先对 SOM 神经网络的连接权值采用 PSO 算法通过迭代寻优的方式进行优化,减少了变压器故障诊断时由于初始权值分布具有随机性而导致诊断准确性低的问题。在此基础上,将 LVQ 神经网络融入其中,有效解决无监督 SOM 神经网络在训练中存在分类信息不足的缺点。在变压器故障诊断中引入该混

合算法,大大提高了诊断精度,诊断结果更加可靠。

## 2 混合神经网络基本原理

### 2.1 SOM 神经网络基本原理

1981 年芬兰人 Teuvo Kohonen 最早提出了 SOM 无监督学习神经网络,他将人脑神经元的相关属性应用到神经网络中,通过自身多次训练,自动实现对输入模式进行聚类<sup>[18]</sup>。SOM 神经网络结构包含输入层和竞争层两层拓扑结构,如图 1 所示,输入节点和竞争层神经元全连接,采用连接权值表示这种连接的强度。

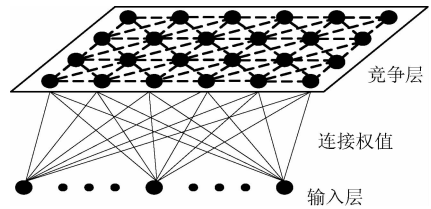


图1 SOM 神经网络结构

Fig. 1 Structure of SOM neural network

当输入向量  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_R)^T$  输入网络时,按照式(1)对输入向量与竞争层神经元  $j$  之间的距离  $d_j$  进行计算,寻找距离最小的获胜神经元  $c$ 。

$$d_j = \left| \sum_{i=1}^m (x_i - w_{ij})^2 \right| \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

采用式(2)对获胜神经元的邻域  $N_c(t)$  内所包含神经元的权值系数  $w_{ij}$  加以调整,其中  $N_c(t)$  如式(3)所示。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta(X_i - w_{ij}) \quad (2)$$

$$N_c(t) = \{t \mid \text{find}(\text{norm}(\text{pos}_t, \text{pos}_c) < r)\} \quad (3)$$

式中:  $\text{pos}_c$  和  $\text{pos}_t$  分别为神经元  $c$  和  $t$  的位置,  $\text{norm}()$  为欧氏距离计算函数;  $r$  为领域半径,  $\eta$  为学习速率。

### 2.2 PSO-SOM 算法

SOM 神经网络与其他无监督聚类算法相比收敛速度快且学习过程更加精确,但聚类结果受权值初始分布影响较大,而权值初始分布是随机的,因此,许多学者将 PSO 算法与 SOM 算法相结合来改善这一问题。

PSO 算法的主要思想是以粒子寻优来模拟鸟群觅食的行为,通过迭代记录并不断更新最优值,每次迭代中,  $m$  个粒子的速度  $\mathbf{v}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})^T$  和位置  $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})^T$  按照式(4)和(5)的方式进行更新。

$$\mathbf{v}_{i,d}^{k+1} = \mathbf{v}_{i,d}^k + c_1 \text{rand}() (p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \text{rand}() (p_{g,d}^k - x_{i,d}^k) \quad (4)$$

$$\mathbf{x}_{i,d}^{k+1} = \mathbf{x}_{i,d}^k + \mathbf{v}_{i,d}^{k+1} \quad (5)$$

式中:  $c_1$ 、 $c_2$  是学习因子,  $\text{rand}()$  函数可产生介于(0,1)

的随机数,在第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子在第  $d$  维的位置为  $x_{i,d}^k$ 、速度为  $v_{i,d}^k$ 、 $p_{i,d}^k$  为第  $i$  个粒子在第  $d$  维的个体极值,  $p_{g,d}^k$  为种群在第  $d$  维的全局极值。

采用 PSO 算法优化 SOM 神经网络的初始权值向量,优化得到的结果即为 SOM 网络的最佳连接权值参数,以此为基础构建 SOM 网络并进行网络训练,实现样本分类。

### 2.3 LVQ 与 PSO-SOM 算法相结合的混合神经网络

采用 PSO-SOM 算法进行变压器故障诊断时依然存在着一定的不足,SOM 网络故障诊断属于无监督分类,分类结果中同一类别数据对应不同的网络节点,如果按照一个节点对应一类来说,SOM 网络分类的类别比实际数据类别要多。而 LVQ 是一种有监督的网络学习算法,通过改变权值调整公式实现分类,将 LVQ 网络与 SOM 网络结合,可以弥补 SOM 网络无监督算法的分类信息不足的缺点,使网络分类类别与期望类别达到一致。

LVQ 神经网络源于 SOM 神经网络,但它是有监督学习神经网络,且在 SOM 神经网络的基础上增加了输出层。在 LVQ 神经网络中,输入层与竞争层之间为完全连接,竞争层神经元分为不同组,输出层神经元分别与竞争层神经元的不同组相连接<sup>[19-20]</sup>,网络结构如图 2 所示。

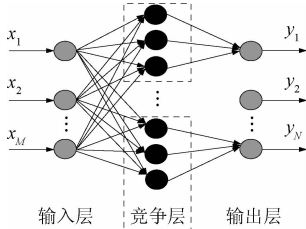


图 2 LVQ 神经网络结构

Fig. 2 Structure of LVQ neural network

将输入向量  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_M)^T$  送到输入层,在网络训练过程中,通过距离计算寻找竞争层中的获胜神经元,根据获胜神经元与预先指定分类是否一致来调整权值  $w_j$ ,当分类一致时称为正确分类,权值调整量  $\Delta w_j$  采用式(6)计算,否则称为不正确分类,权值调整量采用式(7)进行计算<sup>[21]</sup>。

$$\Delta w_j = + \eta (\mathbf{X} - w_j) \quad (6)$$

$$\Delta w_j = - \eta (\mathbf{X} - w_j) \quad (7)$$

式中:  $\eta > 0$ ,为学习速率。

在混合神经网络算法中, LVQ 神经网络采用 PSO-SOM 算法优化得到的最优权值作为初始权值进行网络构建。在变压器故障诊断中,采用 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络对训练样本进行网络训练,并对测试样本进行网络诊断从而实现故障分类,获得诊断结果。

## 3 混合神经网络算法步骤

PSO-SOM-LVQ 混合神经网络算法在变压器故障诊

断中的应用步骤如下。

1) PSO 算法初始化。初始化惯性权重  $\omega$ 、学习因子  $c1$ 、 $c2$ ,并对粒子群的种群规模  $m$ 、最大迭代次数  $T$  等进行设定。

2) SOM 神经网络初始化。对 SOM 神经网络的结构、邻域半径进行初始化,并确定网络的学习速率。

3) 归一化包含 5 种变压器状态类型的训练样本,并由输入层输入 SOM 网络。

4) 结合 PSO-SOM 算法优化 SOM 神经网络的权值。对训练样本中的每个粒子进行获胜神经元寻找,并以适应度为衡量标准,通过迭代寻找最优权值组合,根据优化参数构建 SOM 神经网络。

5) 构建 LVQ 神经网络。将采用 PSO-SOM 算法优化得到的 SOM 最优权值作为初始权值进行 LVQ 神经网络构建。

6) 采用 LVQ 神经网络对训练样本进行网络训练。

7) 判断是否达到终止条件。若当前迭代次数达到设定的 LVQ 网络训练次数上限,训练终止,否则跳转至步骤 6) 继续进行网络训练。

8) 测试样本网络诊断。将测试样本进行归一化处理,采用训练好的 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络对测试样本进行网络诊断,获取测试样本中每条记录对应的故障类别。

## 4 变压器故障诊断实例

本文判定变压器故障类型的依据是绝缘油中气体的含量,根据气体的不同含量,对无故障、中低温过热、高温过热、低能量放电和高能量放电这 5 种状态类型加以区分。以介于 0 ~ 1 的数值表示对应状态发生的概率,数值越接近 1 时表示处于该状态的可能性和严重程度越大。

本实验的硬件平台:操作系统为 Windows7 旗舰版, CPU 为酷睿 2 双核 E7500, 2.93 GHz, 内存 4 GB, 硬盘 150 GB, 软件平台为 MATLAB7.9.0。训练样本为包含 5 中不同状态类型的 38 组数据,测试样本由 22 组数据组成。将训练样本归一化后输入 SOM、PSO-SOM 和 PSO-SOM-LVQ 神经网络进行网络训练,然后对归一化后的测试样本进行网络诊断,比较 3 种不同算法的性能,完成对变压器的故障诊断。

本实验中参数设置如下:粒子个数  $m = 50$ ,学习效率  $c1 = c2 = 0.8$ ,惯性权重  $\omega = 0.8$ , PSO 算法和 LVQ 神经网络的迭代次数分别为  $T = 50$  和  $T_L = 100$ 。输入层节点数目  $I = 5$ , 隐含层节点数目  $H = 8$ , 输出层节点数目  $O = 5$ 。

首先,对变压器故障诊断的 38 组训练样本进行归一化,采用 SOM 神经网络对其进行网络训练,训练次数设

置为 200 次,经过网络训练的样本神经元分类结果如图 3 所示。

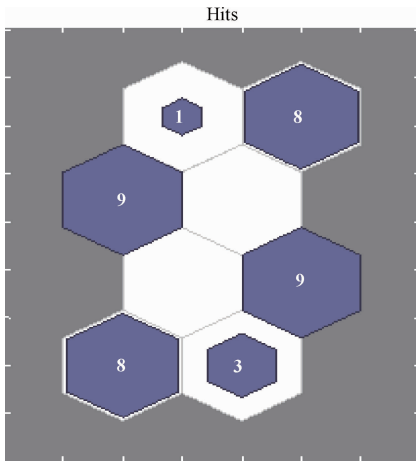


图 3 SOM 网络训练样本分类

Fig. 3 SOM network training sample classification

图 3 中神经元共分为 6 类,与实际的 5 类状态类型相比类别数目偏多,不能实现准确分类。

对变压器故障诊断的 22 组测试样本进行归一化,采用 SOM 神经网络算法对其进行网络诊断得到的结果如表 1 所示。在表格中对输入故障编码进行了描述,同时对实际状态与诊断状态进行了对比,通过对比对 SOM 神经网络算法的诊断性能有了正确的了解。

表 1 SOM 算法诊断结果

Table 1 The diagnosis results of the SOM algorithm

样本	输出故障编码					诊断故障	诊断结果
1	1	0	0	0	0	无故障	正确
2	0	1	0	0	0	中低温过热	错误
3	0	1	0	0	0	中低温过热	错误
4	0	0	0	1	0	低能量放电	错误
5	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
6	1	0	0	0	0	无故障	正确
7	1	0	0	0	0	无故障	正确
8	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
9	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
10	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
11	1	0	0	0	0	无故障	正确
12	0	1	0	0	0	中低温过热	正确
13	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
14	0	0	0	1	0	低能量放电	正确
15	0	0	1	0	0	高温过热	错误
16	0	0	1	0	0	高温过热	错误
17	0	0	1	0	0	高温过热	错误
18	0	0	0	0	1	高能量放电	正确
19	0	0	0	0	1	高能量放电	正确
20	0	0	0	0	1	高能量放电	正确
21	0	0	0	0	1	高能量放电	正确
22	0	0	0	0	1	高能量放电	正确

通过表 1 可以看出,采用 SOM 神经网络算法进行网络诊断得到的结果并不理想,诊断得到的结果正确率不高。

PSO-SOM 算法是在 SOM 神经网络基础上加以改进得到的算法,其迭代次数设置为 180 次,经过网络训练后采用 22 组测试样本进行了网络诊断,网络诊断结果如图 4 所示。

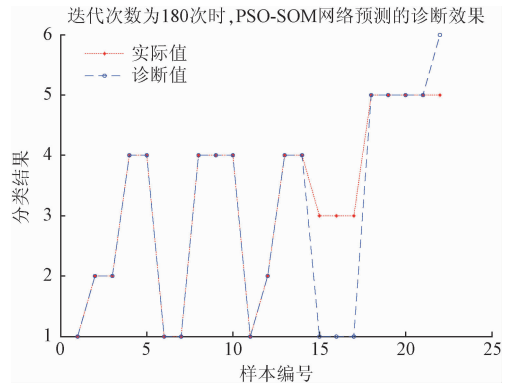


图 4 PSO-SOM 神经网络的诊断结果

Fig. 4 Network diagnosis results of PSO-SOM neural network

从图 4 中可以看出, PSO-SOM 算法在变压器故障诊断应用中效果不佳,存在一定的误差。通过对比表 1 和图 4 可以发现,图 4 中 PSO-SOM 算法的网络诊断效果要优于表 1 中 SOM 算法的诊断效果,网络诊断的正确数据记录比单独使用 SOM 神经网络算法要多一些,但诊断依然存在误差。

为了更进一步改善诊断效果,采用 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络进行网络训练及网络诊断,分别设置 PSO 迭代次数和 LVQ 网络训练次数为 50、100,网络诊断效果如图 5 所示。

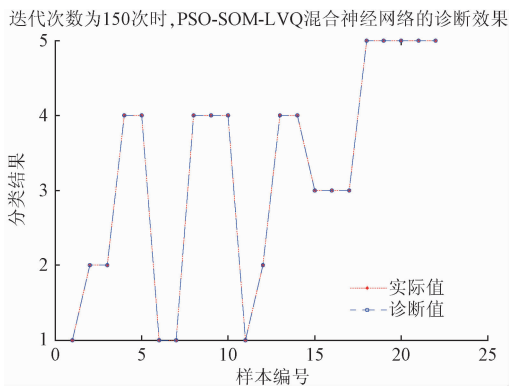


图 5 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络诊断结果

Fig. 5 Network diagnosis results of PSO-SOM-LVQ mixed neural network

图 5 中实际值与诊断值中各点完全重合,每组测试数据都得到正确诊断,诊断结果与实际状态类型完全一

致,正确率达到 100%。

为比较 3 种不同算法在故障诊断中的性能差异,对

表 1、图 4 和 5 中采用 3 种不同算法进行网络诊断的诊断结果进行了比较,比较结果如表 2 所示。

表 2 3 种神经网络算法结果

Table 2 The diagnosis results of three kinds of neural network algorithm

故障类型	正确数/测试样本数			诊断准确率/%		
	SOM	PSO-SOM	PSO-SOM-LVQ	SOM	PSO-SOM	PSO-SOM-LVQ
无故障	4/4	4/4	4/4	100	100	100
中低温过热	1/3	3/3	3/3	33.3	100	100
高温过热	0/3	0/3	3/3	0	0	100
低能量放电	6/7	7/7	7/7	85.7	100	100
高能量放电	5/5	4/5	5/5	100	80	100
平均正判率/%	SOM 72.7		PSO-SOM 81.8		PSO-SOM-LVQ 100	

通过表 2 可以发现,在变压器故障诊断的测试样本完全相同的情况下,混合神经网络对故障类型的诊断准确度是最高的,其诊断正确率为 100%;与混合神经网络相比,采用 PSO-SOM 神经网络的诊断准确度相对稍差一些,其准确率为 81.8%。在所有状态类型中,对高温放电和高能量放电这两种故障类型诊断能力低。高能量放电这一故障类型的 5 组样本数据中,有 4 组样本数据得到成功诊断,而高温过热这一故障类型的 3 组样本数据无一得到成功诊断;在 3 种算法中,SOM 神经网络对测试样本进行故障诊断效果最差,其准确率为 72.7%。其中,低能量放电这一故障类型的 7 组测试样本数据中成功诊断出 6 组,而对中低温过热和高温过热这两种故障类型的诊断效果很不理想,正判率分别为 33.3% 和 0%。由此可见,采用本文中提出的 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络算法对变压器故障进行网络诊断正确率最高,性能最优。

## 5 结 论

本文采用 PSO 算法与 SOM 神经网络相结合的方式优化了 SOM 神经网络的权值,改善了由于 SOM 神经网络的初始网络结构固定、初始权值需人工指定而产生的在聚类过程中无法对每个神经元进行合理利用的问题,再结合 LVQ 有监督学习神经网络对 PSO-SOM 算法的缺陷加以改进,得到 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络。最后,采用 PSO-SOM-LVQ 混合神经网络对变压器进行故障诊断,通过与其他算法进行对比,验证了混合神经网络算法的诊断效果。仿真结果表明,PSO-SOM-LVQ 混合神经网络算法比其他两种算法具有更高的诊断性能和诊断准确率,对变压器故障诊断具有十分重要的意义。

## 参考文献

- [1] 师瑞峰,史永锋,牟军,等. 油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(12): 49-54.  
SHI R F, SHI Y F, MU J, et al. Power transformer fault diagnosis expert system with dissolved gas analysis in oil[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(12): 49-54.
- [2] MENG K, ZHAO Y D, DIAN H W. A self-adaptive RBF neural network classifier for transformer fault analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(3): 1350-1360.
- [3] 韩文虹,高淑婷. SOM 离散化和 IGA 优化神经网络传感器故障诊断[J]. 中国测试, 2014, 40(5): 88-91.  
HAN W H, GAO SH T. Fault diagnosis of sensor node based on SOM and immune gene algorithm optimizing neural network[J]. China Measurement & Test, 2014, 40(5): 88-91.
- [4] 丁硕,常晓恒,巫庆辉,等. DGA 与 GRNN 的联合变压器故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(5): 142-146.  
DING SH, CHANG X H, WU Q H, et al. Study of transformer fault diagnosis based on GRNN and DGA[J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(5): 142-146.
- [5] 符杨,田振宁,江玉蓉,等. 加权模糊核聚类法在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 2010, 36(2): 371-374.  
FU Y, TIAN ZH N, JIANG Y R, et al. Power transformer fault diagnosis using weighted fuzzy kernel clustering[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(2): 371-374.

- [ 6 ] 黄新波,宋桐,王娅娜,等. 基于贝叶斯和模糊 L-M 网络的变压器故障诊断[J]. 电力建设, 2014, 35(2): 1-6.  
HUANG X B, SONG T, WANG Y N, et al. Transformer fault diagnosis based on bayesian and fuzzy L-M network[J]. Electric Power Construction, 2014, 35(2): 1-6.
- [ 7 ] 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 J Y, WANG F ZH, YANG ZH SH. Transformer fault diagnosis based on RBF neural network and adaptive genetic algorithm [ J ]. Engineering Journal of Wuhan University, 2016, 49(1): 88-93.
- [ 8 ] CHIANG J H, HO S H. A combination of rough-based feature selection and RBF neural network for classification using gene expression data. [ J ]. IEEE Transactions on Nan-Bioscience, 2008, 7(1): 91-99.
- [ 9 ] DONG L X, XIAO D M, LIU Y L. Insulation fault diagnosis based on group grey relational grade analysis method for power transformers [ J ]. Journal of Southeast University : English Edition, 2005, 21(2): 175-179.
- [ 10 ] 黄云程,蔡金锭. 融合改进层次分析与灰色关联法评估油纸绝缘状态 [ J ]. 仪器仪表学报, 2016, 36(9): 2083-2090.  
HUANG Y CH, CAI J D. Fusing improved analytic hierarchy process and grey correlation method to evaluate oil-paper insulation condition [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 36(9): 2083-2090.
- [ 11 ] 郑含博,王伟,李晓纲,等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法 [ J ]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.  
ZHENG H B, WANG W, LI X G, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO [ J ]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [ 12 ] 周绍磊,廖剑,史贤俊. RBF-SVM 的核参数选择方法及其在故障诊断中的应用 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(3): 240-246.  
ZHOU SH L, LIAO J, SHI X J. Kernel parameter selection of RBM-SVM and its application in fault diagnosis [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(3): 240-246.
- [ 13 ] 唐勇波,桂卫华,彭涛,等. 基于互信息变量选择的变压器油中溶解气体浓度预测 [ J ]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 1492-1498.  
TANG Y B, GUI W H, PENG T, et al. Prediction method for dissolved gas concentration in transformer oil based on variable selection of mutual information [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34 ( 7 ): 1492-1498.
- [ 14 ] 丁硕,常晓恒,巫庆辉,等. 基于 GRNN 与 BPNN 的二维向量模式分类对比研究 [ J ]. 国外电子测量技术, 2014, 33(5): 56-58, 79.  
DING SH, CHANG X H, WU Q H, et al. Comparative study of two dimensional vectors pattern classification based on GRNN and BPNN [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(5): 56-58, 79.
- [ 15 ] SUN H Q, SUN L H, LIANG Y C, et al. The module fault diagnosis of power transformer based on GA-BP algorithm [ C ]. Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005: 1596-1598.
- [ 16 ] 范俊辉,彭道刚,黄义超,等. 基于改进 PSO 优化 PNN 网络的变压器故障诊断方法 [ J ]. 测控技术, 2016, 35(3): 42-45, 49.  
FAN J H, PENG D G, HUANG Y CH, et al. Fault diagnosis for transformer based on PNN optimized by improved PSO algorithm. [ J ], Measurement & Control Technology, 2016, 35(3): 42-45, 49.
- [ 17 ] 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, 111.  
XIANG W Q, ZHANG H, WANG H, et al. The application of BP Network based on L-M algorithm in transformer fault diagnosis [ J ]. Power System Protection and Control, 2011, 39(8): 100-103, 111.
- [ 18 ] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [ M ]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 268-276.  
SHI F, WANG X CH, YU L, et al. MATLAB Neural Network Analysis of 30 Cases [ M ]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2010: 268-276.
- [ 19 ] MARTÍN-VALDIVIA M T, UREÑA-LÓPEZ L A, GARCÍA-VEGA M. The learning vector quantization algorithm applied to automatic text classification tasks [ J ]. Neural Networks, 2007, 20(6): 748-756.
- [ 20 ] NAYEF B H, SAHRAN S, HUSSAIN R I, et al. Brain imaging classification based on learning vector quantization [ C ]. International Conference on Communications, Signal Processing, 2013: 978-983.
- [ 21 ] 朱玉斌,李华聪. 基于 LVQ 网络的航空发动机气路故障特征提取方法研究 [ J ]. 测控技术, 2014, 33(6): 24-27.  
ZHU Y B, LI H C. A health feature extract algorithm

based on LVQ neural network for aero-engine [ J ]  
Measurement & Control Technology, 2014, 33 ( 6 ) :  
24-27.

作者简介



夏飞,1978 年出生,同济大学电子与信息学院在读博士,现任上海电力学院副教授。目前研究方向为电力设备和电动汽车监测与故障诊断。  
E-mail: xiafeiblue@163.com

**Xia Fei** was born in 1978, Ph. D. candidate in CMIS Center at Tongji University. And he is associate professor at Shanghai University of Electric Power now. His present research interests include condition monitor and fault diagnosis of electric equipment and electric vehicle.



罗志疆,1990 年出生,毕业于上海电力学院,现为上海电力学院硕士研究生。主要研究方向为火力发电在线监测。  
E-mail: luozhijiangjy@163.com

**Luo Zhijiang** was born in 1990, received B. Sc. from Shanghai University of Electric Power in 2013, M. Sc. candidate at Shanghai University of Electric Power. Her main research direction is on-line monitoring of thermal power plant.



张浩(通讯作者),1962 年出生,毕业于上海交通大学,现任同济大学和上海电力学院教授。目前研究方向为智能电网,电力设备监测与故障诊断。  
E-mail: hzhangk@163.com

**Zhang Hao** ( Corresponding author ) was born in 1962, graduated from Shanghai Jiaotong University. And

he is professor at Tongji University and Shanghai University of Electric Power now. His present research interests include smart grid, condition monitor and fault diagnosis of electric equipment.



彭道刚,1977 年出生,毕业于同济大学,现任上海电力学院教授。目前研究方向为智能电网,电力设备监测与故障诊断。  
E-mail: jypdg@163.com

**Peng Daogang** was born in 1977, graduated from Tongji University. And he is professor at Shanghai University of Electric Power now. His present research interests include smart grid, condition monitor and fault diagnosis of electric equipment.



张茜,1994 年出生,2016 年于上海电力学院获得学士学位,主要研究方向为电力设备监测与诊断。  
E-mail: zhangqian1994@hotmail.com

**Zhang Qian** was born in 1994, received B. Sc. from Shanghai University of Electric Power in 2016. Her main research direction is condition monitor and fault diagnosis of electric equipment.



唐依雯,1994 年出生,2016 年于上海电力学院获得学士学位,主要研究方向为电力设备监测与诊断。  
E-mail: xteven@163.com

**Tang Yiwen** was born in 1994, received B. Sc. from Shanghai University of Electric Power in 2016. Her main research direction is condition monitor and fault diagnosis of electric equipment.