

# 基于改进 EEMD 的高压断路器振声联合故障诊断方法

张佩<sup>1</sup>, 赵书涛<sup>1</sup>, 申路<sup>1</sup>, 赵现平<sup>2</sup>

(1. 华北电力大学保定校区电气工程学院, 河北 保定 071003; 2. 云南电网公司电力研究院, 云南 昆明 650217)

**摘要:** 高压断路器是电力系统中关键的控制和保护设备, 针对其故障诊断方法的不足之处, 将振声数据级融合和特征级融合应用于高压断路器故障诊断方法。振声特征级融合诊断方法首先将采集到的声波信号通过快速核独立分量分析 (Fast KICA) 实现盲源分离处理, 其次利用改进集合经验模式分解 (EEMD) 提取振动信号和声波信号的特征向量。振声数据级融合诊断方法首先构建振声联合图像, 其次利用改进的 BEEMD 提取特征向量。最后将两种方法提取的特征向量输入支持向量机模型 (SVM) 进行故障诊断, 实验结果表明, 所提方法诊断高压断路器故障能取得良好的效果。

**关键词:** 高压断路器; 振声数据级融合; 振声特征级融合; 改进 EEMD 分解; 改进 BEEMD 分解; 支持向量机

## Research on vibration and acoustic joint mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EEMD

ZHANG Pei<sup>1</sup>, ZHAO Shu-tao<sup>1</sup>, SHEN Lu<sup>1</sup>, ZHAO Xian-ping<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. Electric Power Research Institute of Yunnan Power Grid Company, Kunming 650217, China)

**Abstract:** High voltage circuit breaker is the key of control and protection equipment in power system, in allusion to the deficiency of the fault diagnosis methods, this paper boosts the vibration and acoustic data level fusion and feature level fusion method used in high voltage circuit breaker fault diagnosis. The vibration and acoustic feature level fusion diagnosis method firstly makes acoustic signals collected achieve blind source separation processing through fast kernel independent component analysis (Fast KICA), and extracts the vibration signal and acoustic signal feature vector by the improved ensemble empirical mode decomposition (EEMD). The vibration and acoustic data level fusion diagnosis method firstly builds vibration acoustic joint image, and extracts feature vector by the improved BEEMD. Finally, the feature vector extracted by the two methods are input into support vector machine (SVM) for fault diagnosis. The experiment shows that the proposed method is effective to diagnose the faults of high voltage circuit breakers.

**Key words:** high voltage circuit breakers; vibration and acoustic data level fusion; vibration and acoustic feature level fusion; improved EEMD decomposition; improved BEEMD decomposition; SVM

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)08-0077-05

## 0 引言

高压断路器是电力系统中关键的控制和保护设备, 一旦出现故障, 可能造成巨大的损失甚至危及人员生命安全<sup>[1-2]</sup>。因此, 对高压断路器进行监测和故障诊断具有重要的意义。随着人工智能的发展, 神经网络、支持向量机、人工免疫网络等新方法被引入故障诊断的领域。虽然神经网络具有一定的抗噪声和泛化能力, 但是训练需要较多样本, 且存在局部收敛问题; 人工免疫网络具有较强的学习能力和鲁棒性, 但是当输入样本数目较多时诊断模型复

杂、计算量大、时间长<sup>[3]</sup>。支持向量机适于解决小样本、高维数、非线性等问题<sup>[4]</sup>。高压断路器故障诊断的另一难点在于, 由于运行现场环境复杂, 采集到的振动和声波信号表现出明显的非线性、非平稳特性<sup>[5]</sup>。经验模式分解(EMD)和集合经验模式分解(EEMD)对其分解都比较有效<sup>[6-7]</sup>, 但是 EMD 存在模式混叠现象, EEMD 虽然克服了其不足, 但如果原始信号的信噪比很低则分解效果仍不理想<sup>[8]</sup>。研究发现, 高压开关动静触头撞击时, 振动信号衰减减小、抗干扰强, 压电加速度传感器灵敏度高, 能捕捉信号细微变化, 可作为基准信号来剔除声波信

号背景噪声; 声波信号频带宽, 可选择宽频拾音器, 避免振动信号失真对诊断结果的影响, 二者联合分析可充分发挥各自优势, 成为高压断路器机械故障诊断的新兴研究方向<sup>[9-10]</sup>, 本文将 Fast KICA、改进的聚合经验模态分解(EEMD)和改进的二维聚合经验模态分解(BEEMD)应用到基于振声数据级和特征级融合的高压断路器机械故障诊断方法中, 并采用基于粒子群优化(PSO)的支持向量机(SVM)模型进行故障诊断。

## 1 高压断路器振声联合机械故障诊断总方案

利用加速度振动传感器和声波传感器采集高压断路器分闸振动信号和声波信号。振动信号采用 L0102T 型压电加速度传感器采集, 利用磁铁将传感器吸附在在机构箱和中间相触头垂直位置的机构箱表面上。声波传感器采用 502A 型拾音器, 与断路器非接触式安装。研究发现, 振动信号的特点是冲击响应大、非线性、非平稳性以及有效响应时间短; 声波信号的特点是含有大量的噪声成分、频率范围广、非平稳、非线性、重复性较差。根据振动信号和声波信号的特点, 本文研究的断路器振声联合机械故障诊断的方法有振声特征级融合高压断路器故障诊断方法以及振声数据级融合高压断路器故障诊断方法两种。

## 2 振声联合高压断路器故障诊断方法

### 2.1 振声特征级融合高压断路器故障诊断方法

在环境恶劣的情况下断路器分闸过程中的振动信号和声波信号存在噪声声点, 尤其是声波信号通过空气传播会混入大量的随机噪声, 其幅值虽不大, 但频率很高, 会影响高压断路器故障诊断的正确率。特征级融合的高压断路器振声联合故障诊断方法具体过程如下: 首先同步采集振动信号和声波信号, 然后利用快速核独立分量分析(Fast KICA)对声波信号进行非线性信号的盲分离, 如图 1。由于 Fast KICA 能够剔除冗余特征、降低噪声, 具有较强的非线性处理能力, 经过其处理可以将断路器分闸过程中常见的声波如: 现场工作人员的语音, 打雷的声音和断路器分闸的声波从采集到混合声波中有效地分离出来。

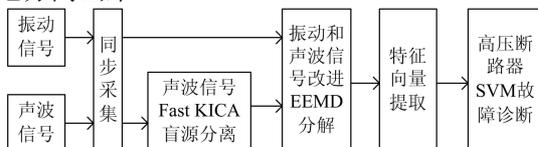


图 1 振声特征级融合高压断路器故障诊断方法的总体方案

Fig. 1 Overall scheme of vibration and acoustic feature level fusion fault diagnosis of the high circuit breaker

断路器分闸过程中的振动信号和声波信号中混入的噪声信号具有幅值小、频率高的特点, 噪声的不断累积会影响信号 EEMD 分解的准确性。利用中值滤波器对传统 EEMD 的分解过程中的残余函数进行滤波, 更精确地终止 EMD 分解过程, 控制整个 EEMD 的分解过程。本文提出的改进的 EEMD 算法流程为:

1) 将一定强度的不同的白噪声分别添加到信号序列中, 进行  $M$  次 EMD 分解即执行步骤 2) ~ 步骤 5)。

2) 确定高压断路器分合闸过程中采集到的振动和声波信号  $X(t)$  所有的局部极大值点和局部极小值点。

3) 拟合该数据序列的上、下包络线, 其均值为平均包络线  $n(t)$ 。求出  $h(t) = x(t) - n(t)$ , 重复此步骤直到  $h(t)$  满足 IMF 成立的两个条件。

4) 计算残余函数  $r(t) = x(t) - h(t)$ , 对残余函数信号用中值滤波法平滑处理, 有效地去除噪声声点、保护信号变化边界并抑制随机噪声和信号的随机起伏性, 使残余函数信号的方差减小, 重复步骤 3) 和步骤 4), 直到  $r(t)$  成为一个不可再被分解的单调函数为止。原信号  $x(t)$  可以表示为

$$x(t) = \sum_{j=1}^n h_j(t) + r_n(t) \quad (1)$$

5) 对  $M$  次 EMD 分解得到的相应 IMF 逐个求整体平均, 作为最终的 IMF。

6) 计算每个 IMF 的二维谱熵(一维谱熵、中心频率)。定义信号一维谱熵为

$$H(X) = -\sum_{n=1}^N q(n) \log q(n) \quad (2)$$

为了反映谱的能量集中位置, 定义重心频率为

$$CG(X) = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{n}{N} X(n)}{\sum_{j=1}^N X(n)} = \sum_{n=1}^N \frac{n}{N} q(n) \quad (3)$$

### 2.2 振声数据级融合高压断路器故障诊断方法

由于传感器和环境的影响, 高压断路器的分闸振动信号和声波信号虽然采用同步采集卡采集, 但是采集到的信号仍存在时间差异, 声波信号会落后振动信号  $\Delta T$ , 将采集到的声波信号向前平移  $\Delta T$  后与振动信号断路器振声时联合图像。振声数据级融合高压断路器故障诊断方法的总体方案如图 2 所示。

二维集合经验模分解(BEEMD)是将一维经验

模分解(EMD)方法和希尔伯特-黄变换(HHT)直接应用于二维数据处理中。改进的二维集合经验模分解(BEEMD)即采用了 2.1 节提出的改进 EEMD 对每个维数的片段数据进行分解, 相应的 IMF 最后基于可比的最小尺度的合并原理进行重组。

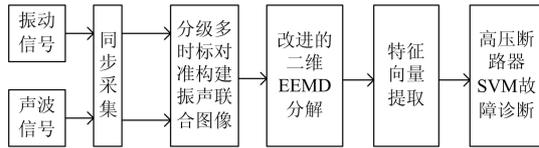


图 2 振声数据级融合高压断路器故障诊断方法的总体方案

Fig. 2 Overall scheme of vibration and acoustic data level fusion fault diagnosis of the high circuit breaker

改进的空间二维 EEMD 分解是以改进的 EEMD 方法为基础的, 其具体分解流程如下:

1) 对于振声联合图像数据  $f(x,y)$ , 其是由振动信号和声波信号构成二维空间数据, 二维集合经验模分解 (BEEMD) 首先认为  $f(x,y)$  这个图像数据集合是由  $x$  轴方向和  $y$  方向的一维序列组合而成。

2) 参照 2.1 节把每一个一维片段数组用改进的 EEMD 进行分解, 它是将相似尺度的片段重构产生类似 IMF 的二维分量。

3) 对这个新的二维数据进一步分解, 此时该数据被认为是由  $y$  方向的一维序列沿着  $x$  方向集合而成的。

4) 由步骤 3), 得到一个二维分量的集合。基于最小尺度合并原理将这些分量合并成一个简化的分量, 并求其能量熵。

### 3 实验分析

采用 ZN28A 型真空断路器模拟正常、操动机构卡滞和拐臂润滑不足三种状态, 在有电流切断条件下, 利用加速度振动传感器和声波传感器分别采集三种状态下振动信号和声波信号。

#### 3.1 振声特征级融合方法的特征向量提取和 SVM 故障诊断

利用声波传感器采集到的高压断路器分闸声波信号如图 3 所示。首先采用快速核独立分量分析 (Fast KICA) 对声波信号进行非线性信号的盲源分离。对断路器三种状态下的振动信号和处理过的声波信号进行改进 EEMD 分解。改进 EEMD 分解后由式(2)~式(3)计算出每个信号的每一个 IMF 的二维谱熵如表 1 所示。最后将二维能量熵矩阵的变换矩阵作为支持向量机模型的输入。

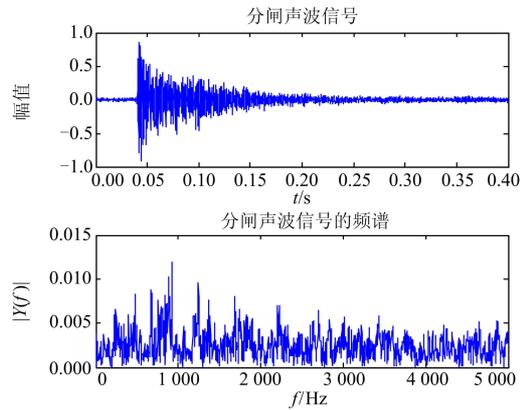


图 3 分闸声波信号

Fig. 3 Opening acoustic signals

本实验中基于粒子群优化的支持向量机诊断模型选用 C-SVC, 核函数选用径向基函数 (RBF)。对模型参数进行初始化设置, 采用交叉验证方法和粒子群优化 PSO 算法寻找惩罚因子  $c$  和核函数的核参数  $\lambda$ 。

在用 PSO 方法进行初始参数设置如下: 最大进化数量  $\max gen$  为 200; 局部搜索能力  $c_1$  为 1.4; 初始全局搜索能力  $c_2$  设置为 1.6; 交叉验证 K-CV 中  $V$  为 5; 种群最大数量为 20; 参数  $c$  变化最大值  $popc \max$  为 100, 最小值为 0.1;  $\lambda$  参数的初始最大变化值  $popc \max$  为 1 000, 最小值  $popc \min$  为 0.01。经过寻优, 当平均适应度与最佳适应度均达到最大值时(准确率最高), 最佳参数  $c = 0.0101$ ,  $\lambda = 24.9897$ 。

在建立分类模型时, 需要先对模型的分类误差概率进行估计, 通常按照训练集选取 2/3, 测试集选取 1/3 的比例进行测试。本实验中采集高压断路器正常、操动机构卡滞和拐臂润滑不足三种状态下的样本各 30 组, 其中 20 组用于 SVM 模型训练, 10 组作为测试集。测试结果如表 1 所示。

#### 3.2 振声数据级融合和振声特征级融合诊断性能对比

分别随机选取高压断路器正常、操动机构卡滞和拐臂润滑不足三种状态下样本数量的 90%、70%、50% 作为训练样本送入基于粒子群优化的 SVM 诊断模型中进行训练, 相应的剩下的样本作为测试样本用于测试诊断正确率。分别运用振声数据级融合以及振声特征级融合高压断路器故障诊断方法对测试样本进行分类, 测试结果如表 2 所示。

表 1 改进 EEMD 分解后的能量熵  
Table 1 Improved EEMD decomposition energy entropy

测试信号	特征向量								分类结果	
	$H_0$	$H_1$	$H_2$	$H_3$	$H_4$	$H_5$	$H_6$	$H_7$		
正常状态	振动	1.740 4	1.647 4	2.274 0	2.445 0	3.023 6	3.593 2	3.697 2	3.712 6	正确
	声波	0.556 9	0.537 6	0.522 6	0.526 6	0.501 0	0.502 0	0.491 4	0.571 1	
操动机构卡滞	振动	1.337 4	1.506 0	1.911 7	2.260 1	1.720 5	2.071 9	2.731 9	3.057 2	
	声波	0.530 3	0.524 2	0.534 9	0.513 5	0.466 1	0.541 1	0.481 2	0.524 5	
拐臂润滑不足	振动	1.864 3	2.803 0	2.789 0	3.294 8	3.110 3	2.997 1	3.267 7	3.559 5	
	声波	0.545 0	0.558 7	0.533 8	0.507 4	0.527 2	0.482 8	0.502 7	0.436 9	
正常状态	振动	2.068 3	2.482 8	2.515 9	2.901 0	2.529 9	1.965 4	3.200 5	3.144 3	正确
	声波	0.462 6	0.507 3	0.574 7	0.532 8	0.517 9	0.670 9	0.457 2	0.536 5	
操动机构卡滞	振动	1.687 0	1.773 7	2.544 4	2.519 5	2.948 0	2.823 7	3.473 0	3.634 9	正确
	声波	0.540 9	0.587 7	0.529 7	0.526 6	0.567 7	0.423 2	0.401 8	0.425 3	
拐臂润滑不足	振动	1.783 9	2.319 6	2.297 0	2.535 2	2.134 7	1.424 2	2.799 1	2.983 7	正确
	声波	0.474 1	0.508 4	0.572 5	0.521 8	0.640 2	0.590 0	0.657 0	0.543 6	

表 2 振声特征级融合和振声数据级融合诊断性能对比  
Table 2 Comparison of performance of vibration and acoustic feature level fusion diagnosis and the data level fusion one

测试样本	分类结果 (按训练样本比例)					
	振声特征级融合			振声数据级融合		
	故障诊断正确率			故障诊断正确率		
	90%	70%	50%	90%	70%	50%
正常状态	100%	100%	100%	100%	100%	100%
操动机构卡滞	100%	100%	90%	100%	100%	95%
拐臂润滑不足	100%	95%	80%	100%	100%	90%

由表 2 得出以下结论：经过训练的 SVM 诊断模型对于两种诊断方法下的不同样本比例的测试样本的分类准确率均大于 80%，分类性能较好。对于正常状态的测试样本，当训练样本的数量从样本总量的 90% 下降到 50% 时，其分类准确率均为 100%，这充分证明 SVM 可成功应用于小样本故障诊断中。对于断路器的这三种状态，在不同样本比例下，振声数据级融合故障诊断方法诊断正确率均优于振声特征级融合故障诊断方法诊断正确率，其原因是在

构建振声联合诊断图像时淹没了一部分信号特征。

### 3.3 振声联合诊断与单一信号诊断性能对比

由 3.1 节和 3.2 节的实验分析可知，振声特征级融合的高压断路器故障诊断方法比振声数据级融合的高压断路器故障诊断方法的诊断性能更好。在以下实验中，我们随机选取正常状态、操动机构卡滞和拐臂润滑不足各 20 组作为训练集，再各选取 20 组用来测试分类效果，其中样本的待测状态类型编号 1~20 的为正常状态，21~40 为操动机构卡滞，41~60 为拐臂润滑不足。采用振声特征级融合的高压断路器故障诊断方法来测试振声联合诊断与单一信号诊断的诊断性能。诊断模型有如下五种：振声联合诊断、单振动信号诊断、双振动信号诊断、单声波信号诊断和双声波信号诊断。其中双振动信号诊断是将两个传感器安装在机构箱和中间相触头垂直线的顶端和底端的机构箱表面上。双声波信号诊断在断路器两侧 50 cm 处，非接触安装两个 502A 拾音器。

测试结果如图 4 所示。图中类别标签数字 3、6、9、12 分别为正常状态、操动机构卡滞状态、拐臂

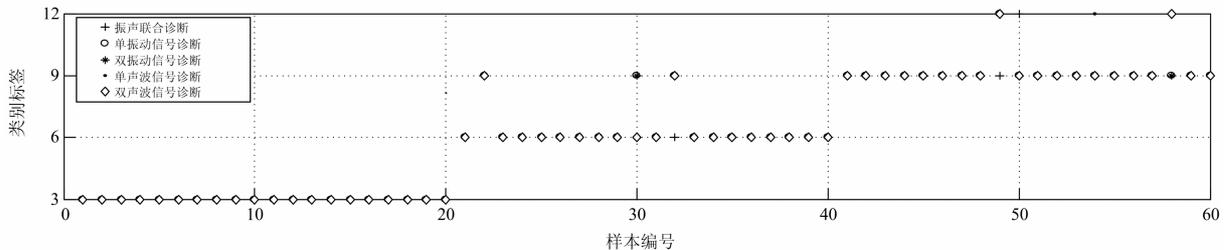


图 4 振声联合诊断与单一信号诊断的测试样本分类图

Fig. 4 Test sample classification map of vibration sound joint diagnosis and single signal diagnosis

润滑不足状态和其余故障。由图可知：对于编号 1~20 的样本（正常状态）这五种诊断模型都能够诊断正确；对于 21~40 的样本（操动机构卡滞），振声联合诊断正确率为 95.00%，单振动信号诊断和双振动信号诊断的正确率都为 85.00%，单声波信号诊断和双声波诊断的正确率都为 90.00%；对于 41~60（拐臂润滑不足），振声联合诊断的正确率为 90.00%，单振动信号诊断、双振动信号诊断，双声波信号诊断的正确率都为 80.00%，比单声波信号诊断的正确率高 5%。如此可知，对于单一信号，增大信号的数量并不能使诊断正确率显著提高，在信号数量相同的情况下，信号振声联合诊断的正确率明显要好于单一信号的诊断。

#### 4 结论

本文研究了振声数据级融合高压断路器故障诊断方法和振声特征级融合高压断路器故障诊断方法，利用快速核独立分量分析(Fast KICA)对声波信号进行非线性信号的盲分离，并将改进 EEMD 和改进的 BEEMD 运用到特征向量提取中，最后采用基于粒子群优化(PSO)的支持向量机(SVM)诊断高压断路器故障，很好地解决了断路器状态识别中的小样本、高维数和非线性等实际问题。但是，由于断路器故障诊断十分复杂，振声联合诊断方法使待检信号的数量和处理量都成倍增加，导致了分类时间长，相关问题仍有待进一步研究。

#### 参考文献

- [1] 宋友文. 线路断路器失灵保护几个问题的探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(23): 88-91.  
SONG You-wen. Research on several questions of line circuit breaker failure protection[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(23): 88-91.
- [2] 陈伟根, 邓帮飞, 杨彬. 基于振动信号经验模态分解及能量熵的高压断路器故障识别[J]. 高压电器, 2009, 45(2): 90-96.  
CHEN Wei-gen, DENG Bang-fei, YANG Bin. Fault recognition for high voltage circuit breaker based on EMD of vibration signal and energy entropy characteristic[J]. High Voltage Apparatus, 2009, 45(2): 90-96.
- [3] 李刚, 王晓锋, 周水斌, 等. 一种智能变电站断路器状态监测方案[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(14): 140-143.  
LI Gang, WANG Xiao-feng, ZHOU Shui-bin, et al. Design scheme of circuit breakers state monitoring in intelligent substation[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(14): 140-143.
- [4] 张志毅, 袁荣湘, 杨同忠, 等. 基于粗糙集和小生境遗

- 传算法的电网故障诊断规则提取[J]. 电工技术学报, 2009, 24(1): 158-163.  
ZHANG Zhi-yi, YUAN Rong-xiang, YANG Tong-zhong, et al. Rule extraction for power system fault diagnosis based on the combination of rough sets and niche genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(1): 158-163.
- [5] 何小飞, 童晓阳, 周曙. 基于贝叶斯网络和故障区域识别的电网故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 29-34.  
HE Xiao-fei, TONG Xiao-yang, ZHOU Shu. Power system fault diagnosis based on Bayesian network and fault section location[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(12): 29-34.
  - [6] 孙来军, 胡晓光, 纪延超. 基于支持向量机的高压断路器机械状态分类[J]. 电工技术学报, 2006, 21(8): 53-58.  
SUN Lai-jun, HU Xiao-guang, JI Yan-chao. Mechanical fault classification of high voltage circuit breakers based on support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(8): 53-58.
  - [7] 刘俊, 王占林, 付永领, 等. 基于 EEMD 分解的直驱式机电作动器故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(12): 1-5.  
LIU Jun, WANG Zhan-lin, FU Yong-ling, et al. Fault diagnosis of direct-driven electromechanical actuator based on ensemble empirical mode decomposition[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(12): 1-5.
  - [8] WU Zhao-hua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009.
  - [9] 李建鹏. 基于振-声联合分析的高压断路器机械故障诊断研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2012.  
LI Jian-peng. Research on mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers based on vibration and acoustic[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.
  - [10] 缪希仁, 王燕. 低压断路器振动特性分析与合闸同期性研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(6): 81-85.  
MIAO Xi-ren, WANG Yan. Vibration characteristic analysis and closing synchronization research of low voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(6): 81-85.

收稿日期: 2013-07-21; 修回日期: 2013-09-22

作者简介:

张佩(1989-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电气设备在线监测与故障诊断; E-mail: houhai2013@126.com

赵书涛(1967-), 男, 教授, 主要研究方向为电测仪表和电气设备在线监测与故障诊断。