

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.02.021

# 绝缘子污秽等级的高光谱特征优化识别技术研究

沈龙<sup>1</sup>, 钱国超<sup>1</sup>, 彭兆裕<sup>1</sup>, 李谦慧<sup>1,2</sup>, 杨坤<sup>2</sup>, 马御棠<sup>1</sup>

(1. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650217;

2. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 611756)

**摘要:**为解决传统污秽检测方法对输电线路绝缘子污闪防治的局限性,通常采用非接触式、高分辨率的高光谱技术研究污秽在线检测技术。为有效提取反应污秽度的光谱特征,削弱冗余与干扰信息的影响,文中提出一种基于小波包能量谱特征优化的绝缘子污秽等级识别技术。首先,对不同污秽等级的绝缘子样品的光谱图像进行背景分割,提取均匀覆污区像素点的光谱均值曲线;其次,对不同图像的光强均匀度差异、环境噪声进行预处理,并通过对数变换提升不同污秽等级间的可区分性;再次,对预处理后的光谱曲线进行小波包能量谱特征提取;最后,基于所提特征建立基于支持向量机(SVM)的污秽等级识别模型。实验结果表明,相比于采用全波段数据或主成分分析(PCA)特征数据作为输入,基于小波包能量谱特征建立的SVM污秽等级识别模型对样品识别准确率更高,可以达到99.8%。

**关键词:**高光谱技术;绝缘子污秽等级;小波包能量谱;背景分割;支持向量机(SVM);主成分分析(PCA)

**中图分类号:**TM855

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-3203(2022)02-0156-07

## 0 引言

随着我国电网扩建,绝缘子的使用环境变得多元化,积污情况差别变大,污闪隐患加重<sup>[1-3]</sup>。现有规程110~750 kV的架空输电线路,其绝缘子清扫周期为1~3 a,容易导致重污地区季节清洗不足,绝缘隐患大<sup>[4]</sup>,而轻污染地区清洗过勤,经济损失重。因此,及时检测输电线路绝缘串积污情况,对于预防污闪,掌握地域、季节积污特性以及出区域化清扫维护建议具有重要意义<sup>[5-6]</sup>。

目前,大多数国家采用等值盐密(equivalent salt deposit density, ESDD)法表征绝缘串的污秽度,但离线取样的测量方法操作冗杂、耗时长,且无法实现绝缘串表面污秽特性的动态监测<sup>[7-10]</sup>。绝缘子污闪的防治可通过红外热像法和紫外成像法监测绝缘子的发热情况和放电特征,但2种方法皆难以直观反映绝缘子表面的污秽度<sup>[11-15]</sup>,无法给予早期清扫建议。高光谱技术发展迅速,具有高分辨率、宽波段、图谱融合的特点,能非接触获取物质反射光的差异信息,这为需要较高精细度的绝缘子污秽情况检测提供了新思路<sup>[16-17]</sup>。文献[18]利用高光谱技术对不同污秽度的单一人工污秽进行识别,采用全波段光谱数据实现了准确率高于90%的污秽等级划分;文献[19]通过高光谱所包含的丰富的细节

收稿日期:2021-11-11;修回日期:2022-01-27

基金项目:中国南方电网有限责任公司科技项目“高压设备绝缘状态关联光谱检测与诊断技术研究”(YNKJXM201800-15)

信息,提取不同灰密度的污秽光谱曲线差异,建立回归模型对灰密度进行检测。尽管高光谱技术在绝缘子污秽度检测方面表现出巨大潜力,但仍存在局限性,污秽等级划分的精准度仍有提升空间。为进一步推进高光谱技术,需要对数据进行更精细化的处理。光谱信息不仅反映了检测对象信息,同时包含了基材、环境、颜色等干扰量信息。全波段光谱曲线数据尽管包含足够多研究信息,但也包含大量无关信息,易陷入Hughes现象<sup>[20-22]</sup>,进而对样本污秽检测的准确度产生影响。同时,全波段光谱信息冗余大、耗时长,不适合大规模数据测试以及现场应用推广。采用合理有效的方法对光谱曲线数据进行预处理和特征提取,对削弱冗余与噪声数据的影响、挖掘光谱曲线中关键有效的信息、提升高光谱技术的检测识别效果十分重要<sup>[23]</sup>。

因此,文中引入小波能量谱特征提取方法,对高光谱原始光谱曲线进行多尺度分解,在多个尺度下提取更加细致的表征不同污秽等级差异性的特征信息。通过特征提取,提高信噪比,增强类间差异,实现更为高效、准确的绝缘子污秽等级识别。

## 1 实验样本制作

污秽底层基材反射信息会对整体光谱曲线产生一定影响,为模拟实际积污情况,样品选取的涂污基材为复合绝缘子伞群材料制作的平整绝缘片。实验的研究重点是实现对不同污秽度的识别,为便于涂污、采集样本,控制无关因素,文中采用5 cm×

5 cm的绝缘片进行等效简化。

以标准 GB/T 5582—1993 中的 ESDD 对不同的污秽等级进行表征。NaCl 在外绝缘污秽成分中占比 10%~30%, 被视为主要成分。选用 NaCl 作为盐成分, 与高岭土进行混合, 制备不同污秽度的样本。根据标准 GB/T 26218.1—2010 以及 GB/T 22707—2003 进行样本制作, 按照 4 个污秽等级 (I—IV) 对样品进行均匀覆污, 制作样品, 如图 1 所示。其中, 灰密度恒定为  $1 \text{ mg/cm}^2$ ; 建模样品 T1、T2、T3、T4 的 ESDD 分别为  $0.04 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.08 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.15 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.30 \text{ mg/cm}^2$ ; 测试样本 R1、R2、R3、R4 对应的 ESDD 分别为  $0.05 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.07 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.19 \text{ mg/cm}^2$ ,  $0.32 \text{ mg/cm}^2$ 。

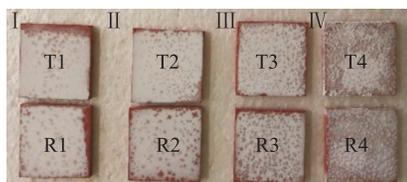


图 1 人工污秽样品

Fig.1 Artificial contamination samples

## 2 高光谱测试方法

### 2.1 基于高光谱技术的检测原理污秽等级识别流程

#### 2.1.1 检测原理

不同物质因在微观结构、化学组成、物理性质等方面不同, 对光辐射的吸收、反射皆具有本征特性<sup>[24]</sup>, 因此利用物质的光谱特征可对其进行识别与研究。文中实验使用 GaiaField-F-V10 便携式成像仪对高光谱图像进行采集。高光谱仪通过透镜、分光组件和光电转换器将收集的目标电磁波能量转换为数字图像和多波段的光谱信息<sup>[25]</sup>, 具有较高的光谱分辨率, 因此能获得物质更丰富的光谱特性, 也更容易探寻到物质细微的光谱信息差异, 使光谱信息具有特定性和代表性。

#### 2.1.2 污秽等级识别流程

针对研究对象, 首先进行高光谱图像采集, 并通过黑、白帧对光强差异进行修正; 其次对感兴趣区域高光谱全波段数据进行预处理, 利用滤波及对数变换减弱因暗电流、光散射等引起的无关噪声; 再次采用光谱数据的污秽关联特征方法, 优化光谱信息; 最后以 7:3 的比例建立和测试模型, 以识别污秽等级, 该流程见图 2。

#### 2.2 污秽样本光谱曲线数据采集

通过连续采样提高高光谱数据的准确性, 并使用专业高光谱图像处理软件 ENVI 5.1 对采集后的图

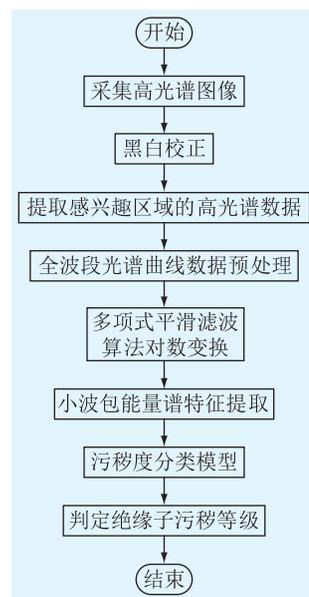


图 2 污秽等级识别流程

Fig.2 Flow chart of pollution level identification

像进行背景分离, 避免背景数据的干扰。提取均匀附着污秽区域内所有像素点对应的光谱曲线数据, 如图 3(a) 所示, 并进行均值处理。其中,  $x, y, \lambda$  分别为长、宽、波长。由于分类模型需要大量数据进行训练, 采用 ENVI 软件对 8 个人工污秽样本进行感兴趣区域划分, 每个人工污秽样本划分为 16 个感兴趣区域, 共得到 128 个光谱样本。高光谱成像仪采集的高光谱数据共包含 256 个波段, 去除信噪比过低波段, 仅研究 446.9~862.9 nm 波长范围内的数据, 样本光谱曲线见图 3(b)。

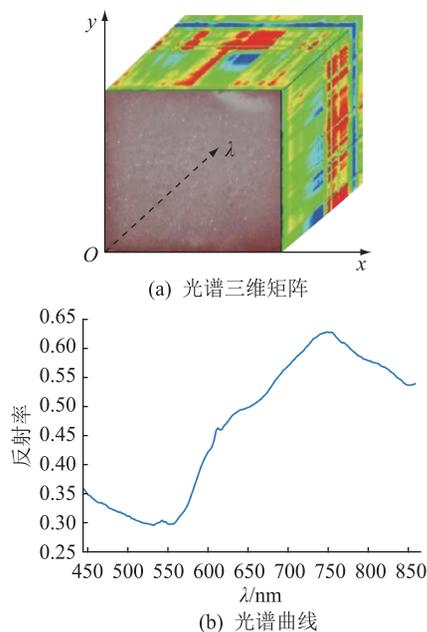


图 3 光谱三维矩阵及曲线示意

Fig.3 Schematic diagram of spectral three dimensional matrix and curve

### 2.3 污秽样本光谱曲线数据预处理

采用黑帧和标准白板对原始光谱曲线进行光源校正,将高光谱图像像元亮度值标准化为0~1间的反射率。处理后的128条样本光谱曲线见图4(a)。对数变换会增大可见光波段光谱差异<sup>[18-19]</sup>,有利于不同污秽等级的识别,但也会放大采集数据中的大量高频噪声,对后续处理的准确度产生影响。因此,先对黑白校正后的光谱曲线进行Savitzky-Golay (SG)平滑处理,滤除无关噪声,再采用对数变换增强不同污秽等级的光谱曲线差异,如图4(b)、图4(c)所示。

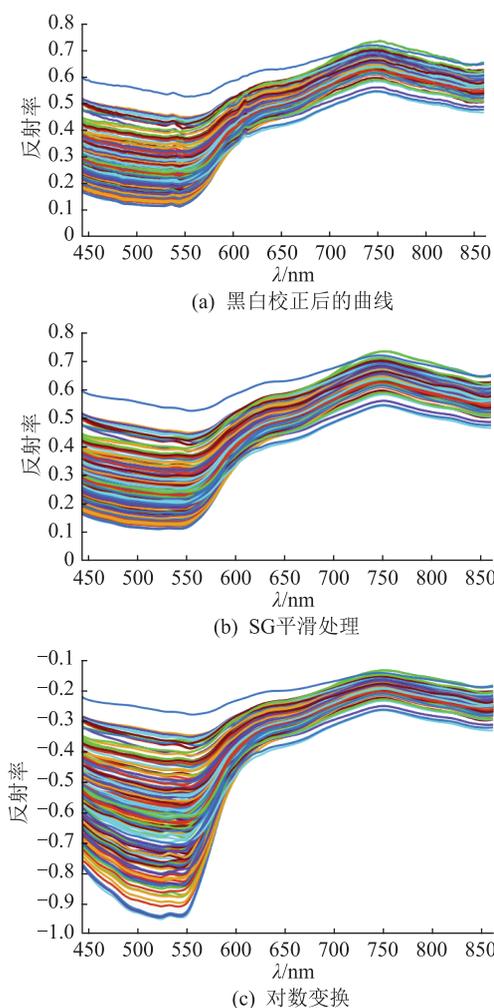


图4 预处理结果

Fig.4 Preprocessing results

由图4可知,通过对数变换处理后,数据的平滑性和差异性均得到了有效提升,一定程度上提高了不同污秽等级间的分散性,有利于后期分类建模。

## 3 基于小波包能量谱的污秽等级特征提取

### 3.1 小波包能量谱特征提取原理

由于小波变换对数据信号具有精细的分解能力,目前已广泛运用到提取各种故障诊断的复杂特

征中<sup>[18-19]</sup>。而小波包则为小波空间的进一步变换,将数据映射为能量形式,通过“二分”的方式不断细化,能较好地利用高频部分信息。小波包的分解示意图见图5,S为原始信号,经过3层小波包分解得到8个频带信号,即AAA3, DAA3, ADA3, DDA3, AAD3, DAD3, ADD3, DDD3。提取光谱数据特征的具体流程见图6。

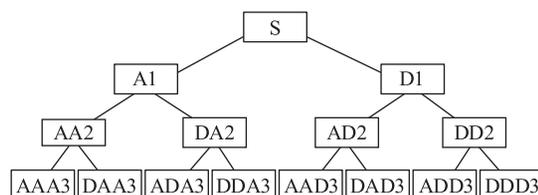


图5 小波包分解示意

Fig.5 Schematic diagram of wavelet packet decomposition

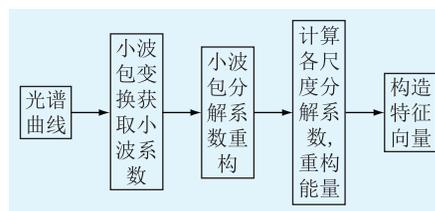


图6 小波包能量谱特征提取流程

Fig.6 Wavelet packet energy spectrum feature extraction process

通过能量 parseval 公式<sup>[22]</sup>对原始数据 $f(x)$ 每层频带能量 $E_{i,j}(t)$ 的重构函数 $f_{i,j}(t)$ 对应的节点幅值 $d(j,k)$ 进行计算:

$$E_{i,j}(t) = \int |f_{i,j}(t)|^2 dx = \sum_{k=1}^m |d(j,k)|^2 \quad (1)$$

式中: $i$ 为小波包的分解层数; $j$ 为小波包进行 $i$ 层分解后的频带序号,即每层对应节点数; $m$ 为采样点总数; $k$ 为采样点序号; $t$ 为原始信号分解后的分量编号。

### 3.2 特征提取

对去噪后的光谱数据进行小波包能量谱特征提取,可以增强对于不同污秽等级的特征表达能力。小波包变换既对低频部分,同时也对高频部分进行分解。

光谱信号的分解过程中,分解层数有一个时效和信号清晰度的最佳值。图7为一条光谱曲线小波包分解结果,选择3阶 Daubchies 小波(Db3)为母小波,进行3层小波包分解污秽光谱信息。选取分解层数为3层,则第3层共有8个小波包系数,即可获得8个小波包重构信号,得到8个节点的频谱,如图7所示。根据目标信号的特征参数自适应选择最佳分辨率,多次划分频带,提高对信号的分析能力。

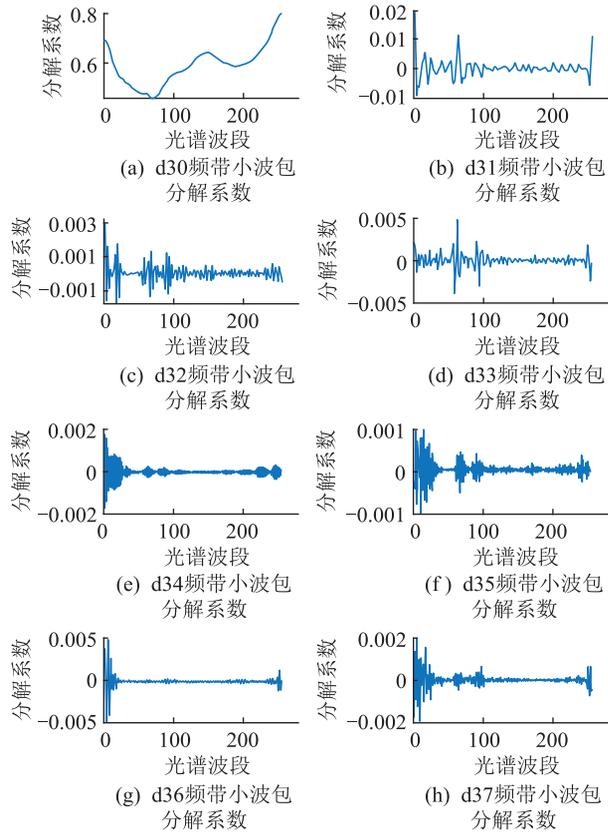


图7 3层小波包分解系数

Fig.7 Three-layer wavelet packet decomposition coefficient

经小波包分解后各个频带代表的频率范围如表1所示,单个小波包系数所覆盖的频带宽度为32 Hz,信号能量绝大部分都集中在低频段。8个频带都保留了对污秽等级分类的重要特征信息。

表1 小波包分解后各节点频率范围

Table 1 The frequency range of each node after wavelet packet decomposition

节点	频率/Hz	节点	频率/Hz
1~32	0.161 0~1.000 0	129~160	0.000 1~0.009 4
33~64	0.003 9~0.190 8	161~192	0.000 2~0.010 3
65~96	0.000 4~0.011 9	193~224	0.000 2~0.001 11
97~128	0.001 6~0.042 8	225~256	0.000 6~0.000 7

根据分解结果生成小波包频带能量谱,将保留了污秽等级信息的8个(d30—d37)小波分解系数作为污秽分级特征,分别得到光谱信号能量分布,根据不同污秽等级的能量分布变化区分污秽等级,见图8。绝缘子4种不同污秽等级的能量谱主要集中在前4个分量处,随着污秽等级的提高,能量谱幅值逐渐降低,分布存在一定规律性,因此可将其用于表征不同的污秽等级。从图8的整体趋势来看,利用小波包能量谱对其进行特征提取,基本可以去掉冗余信息,保留不同污秽等级的光谱特征信息。

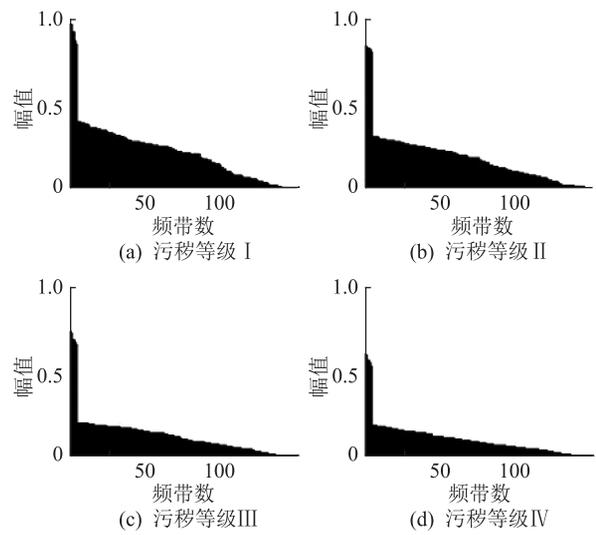


图8 4种污秽等级下的小波包能量谱特征

Fig.8 Wavelet packet energy spectrum features at four pollution levels

### 3.3 基于小波包能量谱特征的污秽等级识别模型

针对污秽样本小、光谱数据维数高、关联非线性的特征,利用支持向量机(support vector machine, SVM)方法对绝缘子污秽等级识别进行研究。

SVM作为一种常用的广义线性分类器,训练时间短、复杂度低,主要用于数据的分类或回归问题。因此,文中选用SVM建立污秽等级分类模型。污秽等级分类为多值分类问题,文中污秽等级分为4个等级,即I、II、III、IV。图9为建立的4个等级的样本分类结构,对输入数据进行投票,得票多的等级作为样本等级输出。

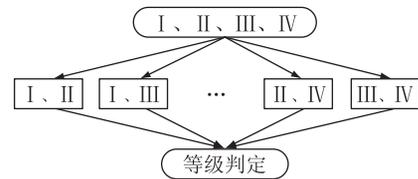


图9 SVM分类结构

Fig.9 SVM classification structure

基于小波包能量谱特征的绝缘子污秽等级识别的整体流程见图10,具体流程如下。

步骤1:数据预处理。采集不同污秽等级下绝缘片样本的高光谱图像,并对各样本进行平滑去噪预处理,构建原始样本集 $X$ 。

步骤2:将预处理后的数据按照7:3的比例分为训练集 $\{(X_i, Y_i)\}$ 与测试集 $\{(X_i, Y_i)\}$ 。然后通过小波包能量谱方法提取各样本的能量谱数据,分别获得用于SVM训练与测试的特征数据样本集 $\{(X_{bi}, Y_i)\}$ 和 $\{(X_{bi}, Y_i)\}$ 。 $X_i$ 为预处理后的高光谱数据; $Y_i$ 为高光谱数据对应的腐蚀等级标签; $X_{bi}$ 为

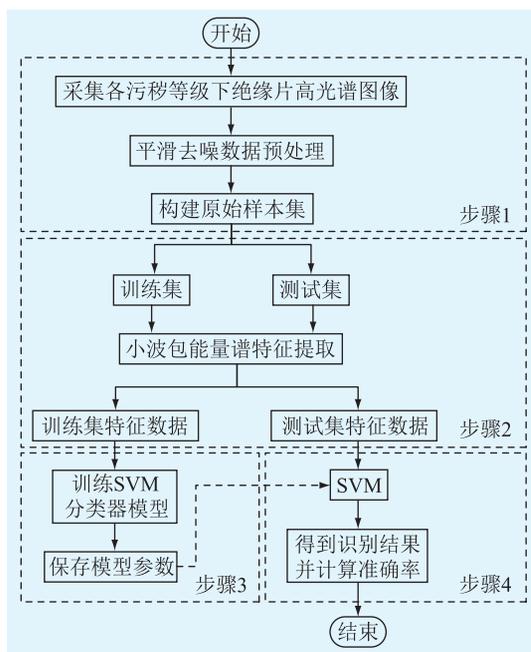


图 10 污秽等级预测模型的建立流程

Fig.10 The establishment process of pollution level prediction model

特征波段数据。

步骤 3: 将步骤 2 中的训练集  $\{(X_{bi}, Y_i)\}$  输入进 SVM 进行训练, 并保存训练好的模型参数。

步骤 4: 将测试集  $\{(X_{bi}, Y_i)\}$  输入至训练好的 SVM, 得到各测试样本的分类结果, 并将其与真实标签对比, 计算最终识别的准确率。

## 4 模型有效性验证与分析

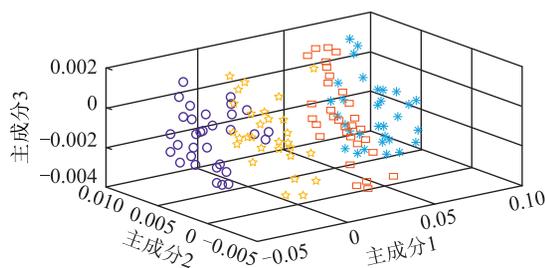
### 4.1 小波包能量谱特征提取效果验证

原始光谱曲线经小波包能量谱特征提取之后能在一定程度上提高数据对不同污秽等级的表征程度。为对小波包能量谱特征提取效果进行观察, 现将常用的主成分分析 (principal component analysis, PCA) 特征提取进行三维特征可视化分析, 可视化结果见图 11。

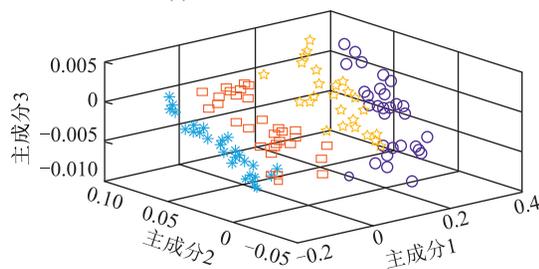
从图 11 分析可知, PCA 特征使得污秽等级 I 与污秽等级 II 存在较大的交叉, 交叉率为 30%; 污秽等级 III 与污秽等级 IV 依旧存在部分样本交叉, 交叉率为 20%, 这必将影响最终的识别准确率。而小波包能量谱数据中 4 种污秽等级之间的交叉程度明显低于 PCA 数据, 污秽等级 I 与污秽等级 II 交叉率为 0; 污秽等级 III 与污秽等级 IV 交叉率为 5%, 这说明该方法更加合理。基于小波包能量谱的特征提取能极大增强对于不同污秽等级的表征程度, 实现对识别模型的优化。

### 4.2 污秽等级识别模型效果验证

分类算法采用 SVM 作为最终污秽等级识别分



(a) PCA 特征提取可视化



(b) 小波包能量谱特征提取可视化

\* 污秽等级 I □ 污秽等级 II ☆ 污秽等级 III ○ 污秽等级 IV

图 11 特征提取可视化结果

Fig.11 Feature extraction visualization results

类器, 其识别结果见图 12, 此次测试集识别准确率为 100%。

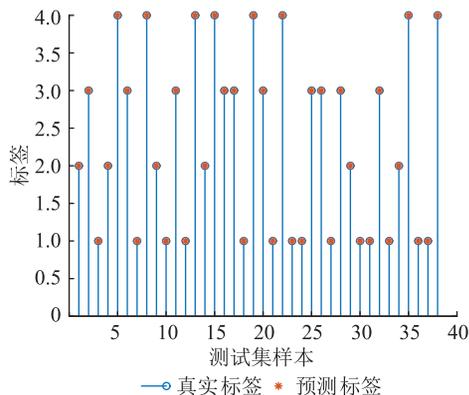


图 12 模型识别结果

Fig.12 Model identification results

为验证采用 SVM 方法的有效性, 将其与常用的前馈 (back propagation, BP) 神经网络算法、极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 分类器进行对比, 各方法参数根据算法常用参数进行多次调整试验得到最优设置: SVM 选用高斯核, 惩罚参数为 1, 核参数为 0.5; BP 神经网络隐层神经元为 100, 激活函数采用 sigmoid; ELM 隐层神经元为 100, 激活函数采用 sigmoid。各方法均运行 10 次, 每次随机划分训练集与测试集, 取 10 次诊断准确率的平均值, 如表 2 所示。

分析表 2 可以发现, 不同特征与不同的分类器均会对结果产生影响。在相同分类器的前提下, 相较于原始数据, 以 PCA、小波包能量谱为特征输入

表2 各方法下的平均诊断准确率

Table 2 The average diagnostic accuracy of each method %

方法	BP 神经网络	ELM	SVM
原始数据	93.3	92.1	94.9
PCA	95.4	93.7	96.0
小波包能量谱	95.8	94.3	99.8

的识别效果要更好,这主要是因为特征提取能提高数据对不同污秽等级的表征程度;在相同特征输入的前提下,SVM 的分类效果优于 BP 神经网络、ELM 分类器,这主要是因为 BP 神经网络会陷入局部最优解,而 ELM 每次均采用随机权重,泛化能力较差。小波包能量谱结合 SVM 的准确率最高,因此体现了基于小波包能量谱特征提取对于识别模型的优化作用。此项结果验证了文中方法在绝缘子污秽等级识别上的有效性。而对于自然污秽情况,文中方法同样适用,采用自然污秽数据重新训练,所得模型即可运用于自然污秽情况。

## 5 结论

输电线路绝缘子污闪一直是电网安全稳定运行亟待解决的关键问题。基于高光谱技术,采用小波包能量谱结合 SVM 实现污秽等级识别,能够为绝缘子污秽等级检测提供新思路,并得出以下结论:

(1) 用小波包能量谱特征分析实现了光谱数据的降维并提取出小波包能量谱特征量,从能量谱分布图可以看出,不同污秽等级的光谱能量分布发生改变。

(2) 合理的特征提取能有效增强数据对不同污秽等级的表征程度。相对于原始数据与 PCA 特征数据,小波包能量谱特征数据不同污秽等级样本间的交叉程度最小。

(3) 选取 SVM 作为模型分类器,基于小波包能量谱特征优化的污秽等级高光谱识别模型能够有效实现对绝缘子污秽等级的准确识别,其准确率可达 99.8%。

### 参考文献:

[1] 徐森,作超,李少华,等. 雾霾期间绝缘子的积污特性研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(7):2142-2151.  
XU Sen, WU Chao, LI Shaohua, et al. Research on pollution accumulation characteristics of insulators during fog-haze days[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(7): 2142-2151.

[2] 姚磊. 北京地区输电线路绝缘子污秽监测分析与防护措施建议[J]. 电气技术与经济,2019(3):38-40.  
YAO Lei. Pollution monitoring analysis of transmission line insulators in Beijing and suggestions on anti pollution measures[J]. Electrical Equipment and Economy, 2019(3): 38-40.

[3] 刘阳,徐硕,李铁军. 架空输电线路运行的影响因素与运维策略[J]. 电气时代,2018(12):49-50.  
LIU Yang, XU Shuo, LI Tiejun. Influence factors and operation and maintenance strategy of overhead transmission line operation[J]. Electric Age, 2018(12): 49-50.

[4] 邵仕超,毕晓甜,李明哲,等. 特殊工业粉尘地区复合绝缘子自然积污特性研究[J]. 电力工程技术,2021,40(1):138-141,154.  
SHAO Shichao, BI Xiaotian, LI Mingzhe, et al. Natural fouling characteristics of composite insulators in special industrial dust areas[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 138-141, 154.

[5] 蒋子丹,蒋兴良,蒋晏如,等. 湖南地区输电线路悬式绝缘子自然积污规律[J]. 中南大学学报(自然科学版),2018,49(7):1683-1690.  
JIANG Zidan, JIANG Xingliang, JIANG Yanru, et al. Natural contamination characteristics of suspension insulator in Hunan province[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2018, 49(7): 1683-1690.

[6] 王林,王洪光,景凤仁,等. 一种悬垂绝缘子带电清扫机器人机构设计[J]. 机械设计与制造,2019(1):232-235.  
WANG Lin, WANG Hongguang, JING Fengren, et al. Mechanism design of a live-line cleaning robot for suspension insulator strings[J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(1): 232-235.

[7] 张慧莹. 输电线路绝缘子识别与故障状态检测技术研究[D]. 西安:西安工程大学,2018.  
ZHANG Huiying. Research on insulator identification and fault state detection technology of transmission line[D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2018.

[8] 芦山,王希林,刘星廷,等. 基于激光诱导击穿光谱的绝缘子污秽自由定标定量分析[J]. 智慧电力,2021,49(10):90-96.  
LU Shan, WANG Xilin, LIU Xingting, et al. Calibration-free quantitative analysis of insulator pollution via laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Smart Power, 2021, 49(10): 90-96.

[9] 张若兵,董广奇,刘辉,等. 特殊污秽环境下±660 kV 直流线路铵盐积污特性[J]. 高电压技术,2019,45(2):463-469.  
ZHANG Ruobing, DONG Guangqi, LIU Hui, et al. Ammonium contamination deposited characteristics of ±660 kV DC transmission lines in special pollution environment[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 463-469.

[10] 蒋兴良,刘又超,刘要峰,等. 可溶物对绝缘子有效污秽度的影响[J]. 高电压技术,2018,44(5):1483-1489.  
JIANG Xingliang, LIU Youchao, LIU Yaofeng, et al. Effect of soluble contaminants on the effective pollution degree of insulators[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(5): 1483-1489.

[11] 王胜辉,牛雷雷,李浩,等. 基于放电紫外成像特征的污秽线路盘形绝缘子绝缘状态评估[J]. 高压电器,2019,55(2):201-207.  
WANG Shenghui, NIU Leilei, LI Hao, et al. Insulation condition evaluation of contaminated disc insulator for transmission

- lines based on the characteristic of discharge UV imaging characteristics[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(2): 201-207.
- [12] 姜洪亮. 红外精确测温在检测开关设备污秽中的应用[J]. 江西电力, 2015, 39(1): 70-71.  
JIANG Hongliang. Application of infrared accurate temperature measurement in detecting contamination of switchgear [J]. Jiangxi Electric Power, 2015, 39(1): 70-71.
- [13] 裴少通. 基于红外紫外成像检测技术的绝缘子运行状态分析与评估[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.  
PEI Shaotong. Analysis and evaluation of insulator operation status based on infrared and ultraviolet imaging detection technology[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [14] 黄习飞. 红外图像在架空线路故障检测中的应用研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2018.  
HUANG Xifei. Application of infrared image in fault detection of overhead lines[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2018.
- [15] 戈灏, 张曼曼, 吴广宁, 等. 基于紫外脉冲法的陶瓷绝缘子污秽状态检测及评估方法[J]. 广东电力, 2018, 31(8): 91-97.  
GE Hao, ZHANG Manman, WU Guangning, et al. Detection and evaluation method for contamination of ceramic insulator based on UV pulse method[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 91-97.
- [16] 余海, 姜吉顺, 史晓航, 等. 基于红外测温的复合绝缘子老化程度量化评估方法[J/OL]. 电测与仪表: 1-6[2022-01-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20210114.1423.002.html>.  
YU Hai, JIANG Jishun, SHI Xiaohang, et al. Quantitative evaluation method for aging of composite insulators based on infrared temperature measurement [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation: 1-6[2022-01-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20210114.1423.002.html>.
- [17] 杨晓玉, 刘贵珊, 丁佳兴, 等. 灵武长枣 VC 含量的高光谱快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(1): 230-234.  
YANG Xiaoyu, LIU Guishan, DING Jiaying, et al. A rapid evaluation of VC content on Lingwu long jujube using hyperspectral technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(1): 230-234.
- [18] 邱彦, 张血琴, 郭裕钧, 等. 基于高光谱技术的绝缘子污秽等级检测方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(11): 3587-3594.  
QIU Yan, ZHANG Xueqin, GUO Yujun, et al. Detection method of insulator contamination grades based on hyperspectral technique[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3587-3594.
- [19] 张晓青. 基于高光谱技术的绝缘子表面附灰密度检测方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.  
ZHANG Xiaoqing. Research on the detection method of NSDD on insulator surface based on hyperspectral technology [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2019.
- [20] 刘志刚. 支撑向量机在光谱遥感影像分类中的若干问题研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004.  
LIU Zhigang. Key problems of applying support vector machines to the classification of spectral remote sensing imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2004.
- [21] 张汉奎, 黄波, 俞乐. SVM-RFE 高光谱数据波段选择中核函数的研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(5): 747-752.  
ZHANG Hankui, HUANG Bo, YU Le. Kernel function in SVM-RFE based hyperspectral data band selection[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(5): 747-752.
- [22] 杨哲海, 李之歆, 韩建峰, 等. 高光谱中的 Hughes 现象与低通滤波器的运用[J]. 测绘学院学报, 2004, 21(4): 253-255, 258.  
YANG Zhehai, LI Zhixin, HAN Jianfeng, et al. The Hughes phenomenon in hyperspectral analysis and the application of the lowpass filter[J]. Journal of Institute of Surveying and Mapping, 2004, 21(4): 253-255, 258.
- [23] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2800-2806.  
DIWU Pengyao, BIAN Xihui, WANG Zifang, et al. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2800-2806.
- [24] 郭伟超, 赵怀山, 李成, 等. 基于小波包能量谱与主成分分析的轴承故障特征增强诊断方法[J]. 兵工学报, 2019, 40(11): 2370-2377.  
GUO Weichao, ZHAO Huaishan, LI Cheng, et al. Fault feature enhancement method for rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet energy spectrum and principal component analysis[J]. Acta Armamentar II, 2019, 40(11): 2370-2377.
- [25] 房立清, 吕岩, 张建伟, 等. 小波包能量谱和 RVM 在自动机故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造, 2018(10): 74-77.  
FANG Liqing, LYU Yan, ZHANG Jianwei, et al. Application of wavelet packet energy spectrum and RVM in automaton fault diagnosis[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(10): 74-77.

作者简介:



沈龙

沈龙(1973),男,学士,高级工程师,从事电网防灾减灾技术研究工作(E-mail: shlong-2012@qq.com);

钱国超(1981),男,硕士,高级工程师,从事高压试验技术研究工作;

彭兆裕(1986),男,硕士,高级工程师,从事高压试验技术研究工作。

(下转第 208 页)

## Data quality evaluation of generator inertia identification based on prior variance

YE Hongbo<sup>1</sup>, JIANG Yang<sup>2</sup>, CHEN Xuemei<sup>2</sup>, CUI Yong<sup>1</sup>, YU Yue<sup>3</sup>, LU Chao<sup>2</sup>

(1. State Grid Shanghai Electric Power Company, Shanghai 200122, China;

2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Shanghai Electric Power Design Institute Co., Ltd., Shanghai 200025, China)

**Abstract:** Generator inertia is an essential parameter in the analysis of frequency characteristics of power system and its online applications. The inertia of a generator can be identified in real time based on ambient active power and frequency signals measured while the generator is in routine operation. However, due to data quality defects of field measurements, the results of inertia identification are poor when applying existing algorithms to actual data. To solve this problem, the a priori variance of inertia identification results is defined based on spectral analysis and system identification theory. The a priori variance is calculated by three steps: reference system estimation, model parameter variance estimation and inertia variance estimation. The segments of ambient data are evaluated and selected before identification, which improves the accuracy of inertia identification. Data evaluation and selection results based on simulation data and field measurements verify the proposed method. The results show that the data segments with smaller a priori variance have higher accuracy of inertia identification.

**Keywords:** ambient data; system identification; actual data; generator inertia; data evaluation and selection; a priori variance

(编辑 方晶)

(上接第 162 页)

## Optimization and identification technology of hyperspectral spectral features of insulator pollution levels

SHEN Long<sup>1</sup>, QIAN Guochao<sup>1</sup>, PENG Zhaoyu<sup>1</sup>, LI Qianhui<sup>1,2</sup>, YANG Kun<sup>2</sup>, MA Yutang<sup>1</sup>

(1. Electric Power Research Institute of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China;

2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

**Abstract:** To solve the problem of traditional pollution detection methods on the prevention and control of pollution flashover of transmission line insulators, the non-contact and high-resolution hyperspectral technology is used to study the on-line pollution detection technology. At the same time, an insulator pollution level identification technology based on wavelet packet energy spectrum feature optimization is proposed to effectively extract the spectral features reflecting the pollution degree and weaken the influence of redundancy and interference information. Firstly, the spectral images of insulator samples with different pollution levels are segmented to extract the spectral mean curve of pixels in uniform pollution area. Secondly, the difference of light intensity uniformity and environmental noise of different images are preprocessed, and the differentiability among different pollution levels is improved by logarithmic transformation. Thirdly, the feature extraction of wavelet packet energy spectrum is performed on the preprocessed spectral lines. Finally, a pollution level recognition model based on the proposed features and support vector machines (SVM) is established. The experimental results show that the SVM pollution level recognition model based on wavelet energy spectrum features achieves 99.8%, and it has higher recognition accuracy than full band data or principal component analysis (PCA) feature data does.

**Keywords:** hyperspectral technology; insulator pollution level; wavelet packet energy spectrum; background segmentation; support vector machine (SVM); principal component analysis (PCA)

(编辑 陆海霞)