

基于高光谱成像的复合绝缘子表面污秽成分识别方法

缪金¹, 秦军¹, 陈峻宇¹, 吴俊锋¹, 任明², 刘润宇²

(1. 国网江苏省电力有限公司无锡供电分公司, 江苏 无锡 214000;

2. 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 西安 710049)

摘要: 复合绝缘子表面的积污成分是影响污秽闪络电压的重要因素。为了探索更为高效且实用化的典型污秽成分识别方法, 提出了一种基于高光谱成像的污秽成分识别方法。首先, 通过标准人工染污方式制备了7种典型污秽成分的单一或混合积污硅橡胶样品, 并在模拟日光条件下获得这些积污样品的高光谱二维像元数据。接着, 通过在二维像元维度引入KPCA(核主成分分析), 有效提取典型污秽成分的像元数据特征, 并在光谱维度上基于包络线消除和KPCA建立三维特征子空间。最后, 引入KSVM(核支持向量机)算法实现了对7种污秽成分像元的识别。结果表明, 该方法对硅橡胶表面积污成分的识别准确率达到了93.75%, 而对于混合污秽成分的识别准确率高于80%。研究成果为复合绝缘子污秽成分的现场快速分析和闪络特性评估提供了一种新手段, 同时也为带电巡线和实验室污秽度测定提供了参考。

关键词: 绝缘硅橡胶; 绝缘积污; 反射光谱图像; 污秽度; 光谱特征提取

DOI: 10.19585/j.zjdl.202501013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



A method for identifying surface contamination components of composite insulators based on hyperspectral imaging

MIAO Jin¹, QIN Jun¹, CHEN Junyu¹, WU Junfeng¹, REN Ming², LIU Runyu²

(1. State Grid Wuxi Power Supply Company, Wuxi, Jiangsu 214000, China;

2. State Key Laboratory of Electrical Insulation for Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The surface contamination components of composite insulators significantly influence the pollution flash-over voltage. To develop a more efficient and practical method for identifying typical contamination components, this paper proposes a hyperspectral imaging-based identification method. Firstly, silicone rubber samples with single or mixed contamination of seven typical pollutants are prepared using standard artificial contamination methods, and hyperspectral 2D pixel data of these samples are acquired under simulated sunlight conditions. Next, kernelized principal component analysis (KPCA) is introduced at the 2D pixel level to effectively extract pixel data features of the typical contamination components. A 3D feature subspace is then established in the spectral dimension using envelope elimination and KPCA. Finally, the kernel support vector machine (KSVM) algorithm is employed to identify the pixel features of the seven contamination components. Results show that the proposed method achieve an identification accuracy of 93.75% for contamination components on the silicone rubber surface and over 80% for mixed contaminants. This study provides a novel approach for rapid on-site analysis of contamination components and flashover characteristics of composite insulators, as well as a reference for live-line inspections and pollution degree measurements in laboratories.

Keywords: insulating silicone rubber; insulation contamination; reflective spectral imaging; contamination degree; spectral feature extraction

0 引言

绝缘子在输电线路中承担着主要的电气绝缘和机械支撑作用。在户外自然环境和工业环境的

长期运行中, 绝缘子不可避免地会产生积污, 并在高湿、雨雪或雷电天气下可能引起绝缘闪络甚至短路故障^[1-3]。因此, 准确检测绝缘子表面污秽状态对于评估线路闪络风险和耐雷水平具有十分重要的意义^[4-7]。长期以来, ESDD(等值附盐密度)和NSDD(等值附灰密度)作为表征参量的污秽度等级检测方法被广泛应用, 并且自上世纪起就

基金项目: 国网江苏省电力有限公司孵化项目(JF2024002)

作为电力部门开展运维工作的主要参考^[8-9]。但随着特高压线路的建设运行和运维工作的深入,越来越多的经验表明,污秽成分也是影响绝缘子污秽闪络电压的关键因素,即相同污秽度下的污秽成分也会显著影响绝缘耐受水平^[10-11]。因此,开展污秽成分分析对于线路绝缘的差异化运维具有重要意义。

目前,学者们围绕着绝缘子污秽成分分析开展了大量研究工作,针对不同地区的污秽成分进行了深入分析^[12-14]。研究结果显示,在可溶性污秽中,沿海地区主要以NaCl为主,而内陆地区则以CaSO₄为主。此外还存在大量的Ca²⁺、K⁺、Na⁺、NH₄⁺以及各种金属阳离子,同时SO₄²⁻、NO_x⁻、CO₃²⁻、Cl⁻等无机阴离子也广泛分布。而在不溶性污秽中,大量检测到以Fe₂O₃、MgO、CuO、CaO、Al₂O₃等为代表的金属氧化物和以SiO₂、C、MgSO₄等为代表的无机不溶性污秽,此外还存在部分有机物污秽。在污秽成分分析过程中,形成了一套方法,该方法利用IC(离子色谱法)、ICP-AES(电感耦合等离子体发射光谱法)来检测可溶盐阴阳离子,同时使用EDS(X-射线能谱仪)、XRD(X射线衍射法)^[15]和SEM(扫描电子显微镜)来观察不可溶盐晶体成分和微观形貌。然而,上述分析方法均是以精密的测试仪器和严苛的离线测量环境作为基础的,难以直接应用于现场环境下的快速测量和评估。随着我国输出线路长度和运维工作量的不断增加,绝缘子的运维效率问题日益凸显,亟需提出一种适用于现场的污秽成分分析的高效识别方法。

高光谱分辨率反射影像技术(以下简称“高光谱成像”)是一种能够在每个像元上实现光谱测量的高纬度光谱成像技术,它保留了低至纳米波段的光谱切面图像信息^[16],与灰度成像或RGB成像相比,高光谱成像技术兼顾了物质光谱识别和可视化影像的优点,从最初的遥感遥测领域广泛应用到了各种非接触式无损检测的工业领域^[17-18]。本文在实验室搭建了完整的高光谱影像测试环境,并采用标准化的人工涂污方法对7种典型污秽成分在绝缘硅橡胶表面的光谱图像进行有效获取。针对光谱二元像素图像和光谱曲线采用KPCA(核主成分分析),实现了污秽成分关联光谱的提取,并

基于核向量机实现了单一和混合成分的识别,为复合绝缘子污秽成分的现场快速分析提供了一种新手段。

1 光环境搭建及成像测试系统

1.1 高光谱成像系统

本文搭建的高光谱成像系统如图1所示。其中,平台框架采用铝合金型材,以确保足够的机械强度。顶部横梁上设有可沿Y轴移动的导轨。高光谱成像仪通过“Z”形金属板与光束连接,该金属板可以沿X轴和Z轴移动,使得在固定视场角度下能够获得更大的拍摄范围。平台框架放置于光学暗室中,以避免外界光源的干扰,暗室内壁采用宽光谱吸光材料。图像数据的获取采用的是GaiaField-Pro-V10型高光谱成像仪,其光谱范围为400 nm~1 000 nm,分辨率为2.8 nm,波段数为176。

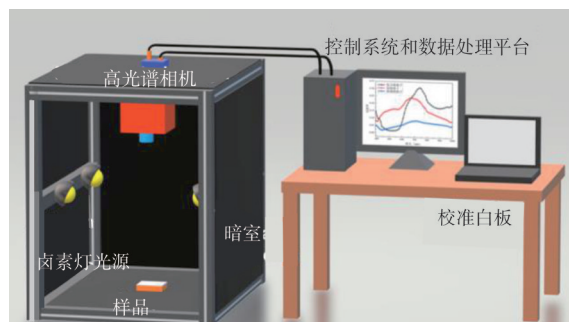


图1 光学暗室中的高光谱成像系统

Fig.1 Hyperspectral imaging system in the optical darkroom

太阳光谱可以视为全光谱,其主要特征是太阳光辐射主要集中在400 nm~760 nm波段,波长大于760 nm和小于400 nm的部分少^[19]。为了模拟户外光照条件,选用4个均匀辐照度卤素灯对称分布于暗室4个角落,以消除阴影对检测结果的影响。卤素光源的光谱曲线如图2所示。根据卤素光源的光谱曲线分析得到:卤素光源的波长范围基本覆盖了太阳光的波长范围,并且其辐射强度分布特性与太阳光基本相同,可以较好地模拟自然光。

1.2 人工污秽试验与样本制备

目前,电力系统输电线路中的绝缘子主要包括玻璃绝缘子、瓷绝缘子和复合绝缘子。其中,

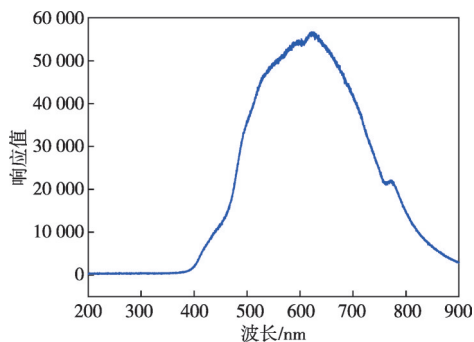


图2 卤素灯光源光谱曲线

Fig.2 Spectral curve of halogen light source

复合绝缘子由于具有机械强度高、质量轻、耐污能力强等优势,在特高压输电线路中得到了广泛应用。因此,本文选取FZSW1-12/4型复合绝缘子作为试验对象,并且为了方便制备污秽样品,将其裁剪为5 cm×5 cm硅橡胶片作为基材。在污秽成分方面,选取了NaCl、CaSO₄、CaCl₂、Fe₂O₃、SiO₂、CuSO₄和高岭土作为常见污秽物的代表。

人工污秽试验主要采用GB/T 22707—2008《直流系统用高压绝缘子的人工污秽试验》推荐的固体层法中的定量涂刷法,具体试验步骤如下:

1)计算每个样本表面受污染区域的面积。本文中每个测试样本的面积是25 cm²。

2)由于现行标准中未规定NaCl和高岭土以外污秽成分质量依据,因此本文将以相同质量作为确定各污秽成分含量的标准。本文中设定等值盐密为4 mg/cm²,即各污秽成分质量均为100 mg,并使用精密天平进行称量。

3)将各污秽成分溶解于适量的去离子水后,均匀涂抹于硅橡胶片表面。

2 高光谱图像数据处理

高光谱数据包含了丰富的光谱和空间图像数据,构成了高纬度的光谱图像矩阵。如果不进行目标物质关联光谱的映射提取,则会引发数据处理中的“维度灾难”。因此,如何提取与污秽成分相关的光谱特征,是高光谱数据处理中的关键。以下介绍高光谱数据分析的具体步骤。

2.1 黑白校正

首先,将污秽样品依次放置于工作台,调节高光谱成像仪至合适的曝光时间和焦距,以确保

数据采集过程中不发生曝且成像清晰。在获得合适的拍摄参数后,将由聚四氟乙烯构成的标准校正白板(反射率大于99%)放置于工作台上,并保持相同的拍摄参数来采集标准白图像。随后,保持相同的拍摄参数,遮盖高光谱成像仪镜头,获取标准黑图像。

标准白图像的获取是为了将高光谱成像仪光电转换器输出的绝对响应强度的DN(量化数字值)通过标准白板的DN值进行归一化,从而转换为目标图像具有物理意义的反射率值,同时克服各波段光源强度的不均匀性。而标准黑图像的获取则是为了在相同工作环境下捕捉高光谱成像仪光电转换器自身的暗电流等背景噪声,并对其进行消除。由此,根据式(1)完成黑白校正后,即可得到校正后的高光谱反射率图像 I 。

$$I = \frac{I_0 - B}{W - B} \quad (1)$$

式中: I_0 为原始高光谱图像; B 为标准黑色图像; W 为标准白色图像。校准后的高光谱三维数据立方体如图3所示。

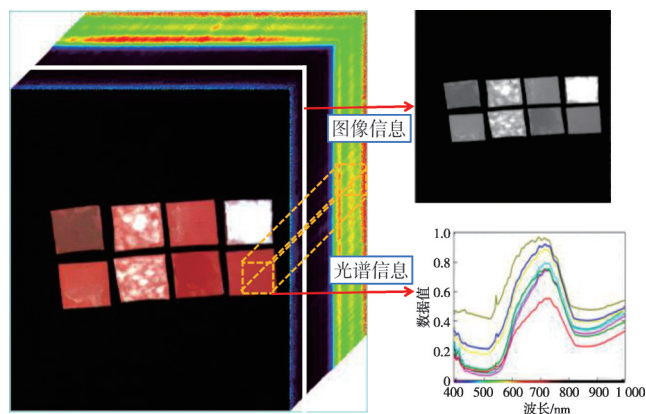


图3 高光谱三维数据立方

Fig.3 Hyperspectral 3D data cube

2.2 特征区域提取与平滑降噪

在高光谱图像中,每个像素均可以提取出一条反射率曲线。由于图像中存在和污秽样品无关的区域,因此需要通过选择ROI(感兴趣区域)来提取平均光谱曲线。鉴于硅橡胶片表面具有较强的憎水性,且部分污秽成分难溶于水,染污过程中不可避免地会发生不均匀染污情况。因此,在后续分析中将直接以整个硅橡胶片区域作为ROI。

本文中,高光谱数据处理首先采用OTSU(最

大类间方差法)对图像中的污秽样本进行检测;然后对样本区域进行二值化处理和分割,以生成蒙版,并将整个样本区域作为ROI。此外,数据处理中还引入了S-G滤波器,以消除高光谱数据采集过程中由仪器噪声和随机误差带来的干扰。通过该滤波器,以时域局部多项式最小二乘拟合为基础不断平移降噪窗口,实现在保证原始信号形状和宽度不变的情况下进行噪声去除。

3 关联光谱图像数据分析

3.1 基于KPCA的特征信息提取

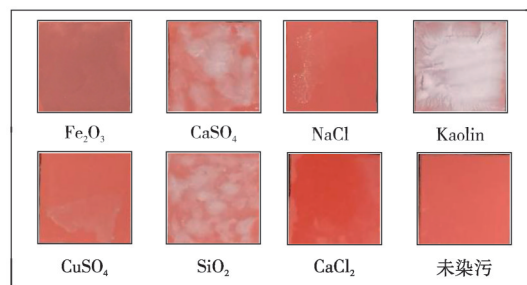
随着光谱维度的增加,高光谱图像能够反映更多可见光难以反射的特征。污染样品的可见光图像和高光谱图像典型对比如图4所示。由图4(a)可知,在可见光图像中, Fe_2O_3 样品与未受染污的硅橡胶颜色相似,均呈现橘红色。 NaCl 和 CuSO_4 在样品表面形成污染层,但由于其含量较低,很难准确提取污染区域。而 CaSO_4 、 SiO_2 和高岭土形成了明显的白色污染区域,但区域边界模糊,很难区分。

与可见光图像相比,数百个高光谱图像中包含着更具对比度的特征图谱信息。图4(b)是由640.20 nm、549.10 nm和470.00 nm波段组成的图像。通过不同于传统RGB图像的波段组合方式,可以看出, Fe_2O_3 和 CaCl_2 的颜色与参考橡胶片的颜色存在明显差异, NaCl 和 CuSO_4 污染区域也更加清晰。然而, CaSO_4 、 SiO_2 和高岭土还是无法直接通过光谱图像予以区分。

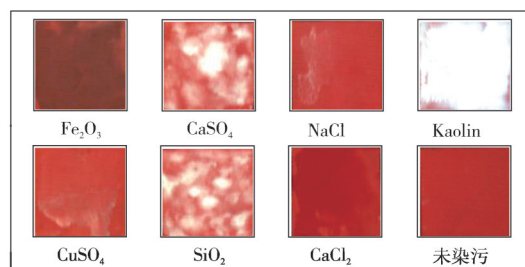
为了进一步从高光谱图像中提取图像特征,本文将采用PCA(主成分分析)对图像数据进行降维和特征提取。标准PCA是一种线性降维方法,它通过正交变换将数据转换到新的坐标系统中,使数据的任何投影的第一主成分具有最大的方差,这种方法适用于线性可分的数据集。然而,对于非线性分布在高纬度光谱和空间矩阵中的光谱图像数据,标准PCA往往无法反映其非线性特征。

因此,本文采用KPCA^[20-21]来处理高纬光谱图像矩阵。KPCA是一种适用于非线性可分数据集的方法,它通过非线性映射增强了PCA处理非线性数据的能力。以下介绍数据处理的具体步骤。

1)选择核函数并将每个光谱数据点 x_i 非线性



(a)RGB图像



(b)高光谱图像

图4 可见光图像和高光谱图像

Fig.4 Visible light images and hyperspectral images

映射至高维空间 $\phi(x_i)$ 。本文采用径向基函数(RBF)作为核函数,用于计算光谱数据点 x 和 y 的内积:

$$k(x, y) = e^{-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中: σ 为尺度参数。

2)构建核矩阵 $\mathbf{K}$,并将 $\mathbf{K}$ 进行中心化处理,得到 $\mathbf{K}'$:

$$\mathbf{K}' = \mathbf{K} - \frac{1}{n} \mathbf{I} \mathbf{K} - \frac{1}{n} \mathbf{K} \mathbf{I} + \frac{1}{n^2} \mathbf{I} \mathbf{K} \mathbf{I} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{K}$ 是一个 $n \times n$ 的矩阵, $\mathbf{K}_{ij} = k(x_i, x_j)$; $\mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 的单位矩阵。

3)求解中心核矩阵 $\mathbf{K}'$ 的特征值 λ 和特征向量 α :

$$\mathbf{K}' \alpha = \lambda \alpha \quad (4)$$

4)选择 m 个最大的特征值 λ_k 及对应的特征向量 α_k , $k \in [1, m]$,计算主成分的贡献向量,即对于每个光谱分量 x_i ,计算其在第 l 个主成分上的得分 z_{il} :

$$z_{il} = \alpha_l^T \mathbf{K} x_i \quad (5)$$

式中: $\mathbf{K} x_i$ 是将该矩阵应用于样本 x_i 的结果。

5)最终,每个光谱数据点 x_i 在新的特征空间中可以通过 m 个主成分贡献向量 z_i 来表示:

$$z_i = [z_{i1}, z_{i2}, z_{im}]^T \quad (6)$$

通过上述计算可知,前三个主成分累计方差贡献率达到94.3%,可认为前三个主成分已包含了绝大部分原始数据所含特征。因此,可取前三个主成分的得分来构建一个三维特征空间。经过KPCA处理后,3个主成分的高光谱图像结果如图5所示。

通过上述方法,可以较为准确地提取 Fe_2O_3 、 CaSO_4 、 SiO_2 、 CuSO_4 和高岭土污染的区域。然而,对于 CaCl_2 污染区域,其特征图像仍然并不清晰。因此,除上述光谱特征图像外,还需要找到能够有效提取 CaCl_2 区域的特征波段。为此,本文将KPCA贡献向量中3个最大特征值及其对应的特征向量作为累计载荷,用以评估前三个主成分中每个波段所包含的信息量,并将特征向量中的波峰、波谷以及过零点作为特征点,分析不同特征波段下的图像特征。累计载荷和特征波段图像如图6所示,当特征波段为47波段(波长542.42 nm)时,该波段下 CaCl_2 的图像灰度值与其他样本有显著差异,从而能够准确提取出 CaCl_2 染污区域。

3.2 关联光谱提取与污秽识别方法

在图像分析的基础上,本文对目标成分的关联光谱曲线进行分析。通过从光谱维度对高光谱数据进行分析,获得更丰富的信息。各污秽样品的平均反射率曲线如图7所示。

由图7可以看到,在相同的光源条件下,由于污秽层的厚度较薄,各污秽成分的反射率波形与未染污的硅橡胶片反射光谱比较接近,其中 Fe_2O_3 的反射率上升速率相较于其余样品明显较缓。在

反射率幅值上,不同污秽样品表现出了不同的特性:高岭土具有最强的反射强度; CaCl_2 的反射强度和未染污硅橡胶片接近; Fe_2O_3 的反射率显著低于未染污的硅橡胶片;其余污秽样品的反射率均高于未染污的硅橡胶片。

为了进一步增强不同污秽样品的反射率光谱曲线特征,本文引入包络线去除法对光谱曲线进行处理。其基本过程如下:

1)确定最大极值点。首先通过求取一阶导数获取光谱曲线中所有极值点,再通过比较这些极值点的大小,确定其中最大的极值点,即最大极值点。

2)绘制包络线。首先,以最大极值点作为包络线端点,分别计算包络线端点与波长增长方向上各极值点的连线斜率,选择连线斜率最大值的极值点作为包络线的第二端点;再以第二端点为起点,重复上述过程,直至遍历所有点。其次,以最大极值点为包络线端点,分别计算包络线端点与波长减小方向上各极值点的连线斜率,选择连线斜率最小的极值点作为第二端点;再以第二端点为起点,重复上述过程,直至回到曲线的起始点。

3)计算包络线去除结果。根据波长增长方向,依次连接计算得到的所有端点,绘制出原始光谱曲线的包络线。包络线直观上形成了原始光谱曲线的外轮廓。随后将原始光谱曲线的每个波段值除以对应的包络线值,即可计算得到包络线去除结果,即包络线消除法的归一化值。各污秽成分的光谱曲线包络线去除计算结果见图8。

由图8可以看到,包络线去除计算结果增强了

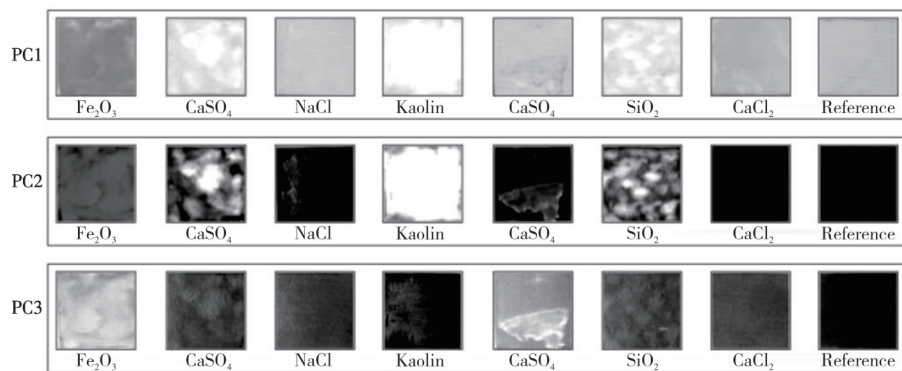
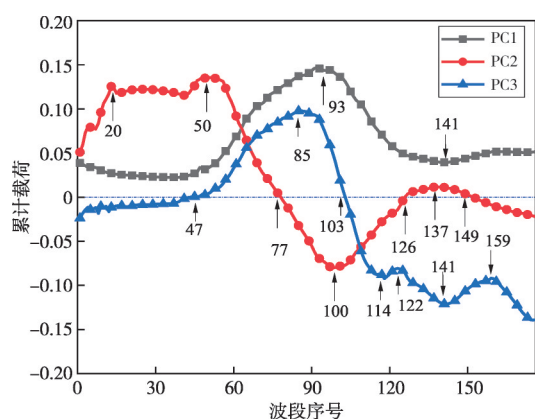
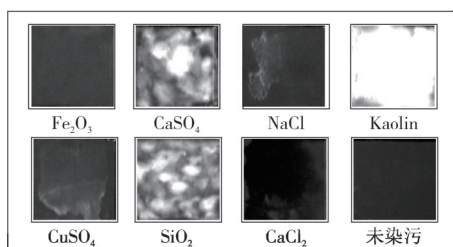


图5 高光谱图像KPCA处理结果

Fig.5 The processed hyperspectral images using KPCA



(a) 累计载荷计算结果



(b) 47波段(波长542.42 nm)图像

图6 累计载荷和特征波段图像

Fig.6 Images of cumulative loads and characteristic bands

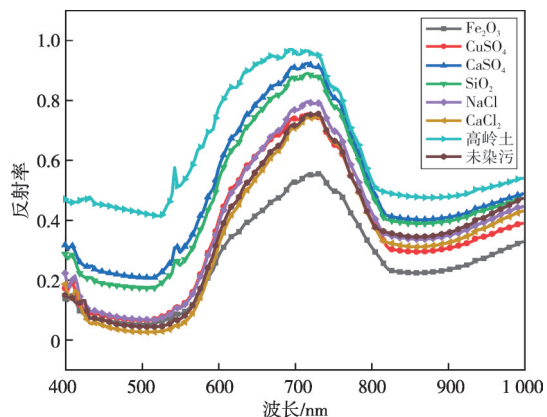


图7 各污秽样品平均反射光谱

Fig.7 Average reflectance spectra of the contaminant samples

各污秽成分样品的光谱吸收特性,并将光谱曲线归一化到了0~1的范围内。各污秽成分在400 nm~700 nm和800 nm~900 nm之间的吸收特性存在显著差异,这些差异将作为污秽成分识别的依据。

由于光谱数据是高维数据,难以直观表征其数据分离性和空间分布特性。因此,在本文中将包络线去除计算结果应用标准PCA进行数据降维和特征提取。根据计算结果,选择每个像元二维

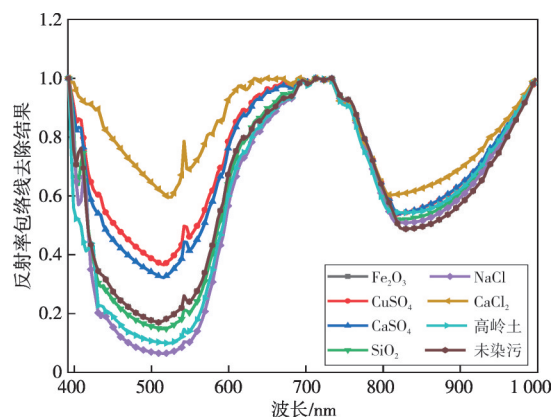


图8 光谱曲线包络线去除计算结果

Fig.8 Calculation results of spectral curves under envelope elimination

矩阵的前三个主成分计算结果作为子特征空间坐标。从各污秽样品上选取30个数据点,提取其平均反射光谱,并进行包络线去除计算后建立三维特征子空间。图9所示为其中一个特征子空间的聚类分布。在此基础上,本文引入KSVM(核支持向量机)算法^[22]来实现未知污秽种类的识别。KSVM通过在多个子特征空间中构造最大间隔超平面,能够有效处理非线性可分的数据,具有较高的稳健性和泛化能力。未知污秽成分的光谱曲线处理以及类型识别的主要流程见图10。

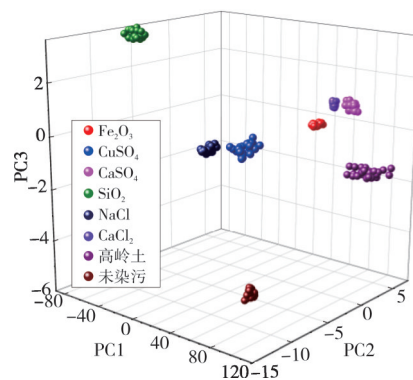


图9 污秽成分三维特征子空间

Fig.9 Three-dimensional characteristic subspace of pollution components

4 试验验证

4.1 单一及混合污秽的识别验证

为了验证污秽成分识别模型的有效性,根据前文所述人工污秽试验方法,制备了10个不同污秽成分的污秽样品,并将这些样品输入至三维特

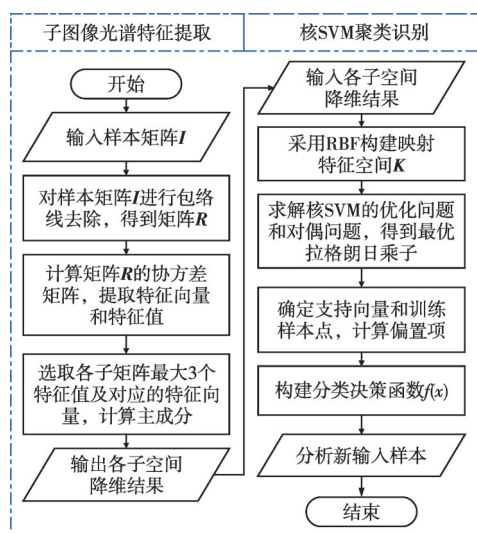


图10 光谱特征提取及聚类识别过程

Fig.10 The spectral feature extraction and clustering identification

征空间中进行空间聚类分析。识别结果的混淆矩阵如图11所示。

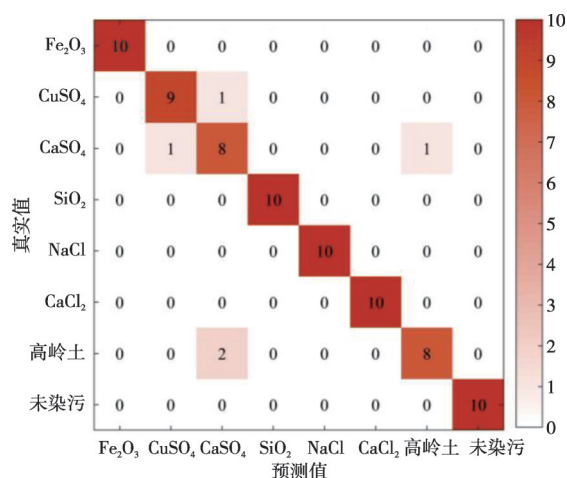


图11 单一污秽成分识别混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix for single contamination component identification

通过图11的混淆矩阵可以看出, 由于在特征空间上的分布比较接近, 高岭土、CuSO₄和CaSO₄之间存在分类错误的情况。尽管如此, 总体来看, 污秽成分识别的准确度达到了93.75%。

4.2 混合污秽成分识别验证

事实上, 绝缘子污秽中通常由可溶性污秽和不溶性污秽共同构成。在可溶性污秽中, 沿海地区主要以NaCl为主, 内陆地区则以CaSO₄为主。

根据标准GB/T 22707—2008的规定, 在进行绝缘子污秽试验时, 可选用高岭土来模拟污秽中的不溶性成分。为了探究本方法对混合污秽成分识别的可能性, 本文探索性地对以NaCl和高岭土, 以及CaSO₄和高岭土的混合污秽样品进行识别。具体地, 将NaCl和高岭土按1:1混合的样品命名为A1, 1:2混合的样品命名为A2, 2:1混合的样品命名为A3; 将CaSO₄和高岭土按1:1混合的样品命名为B1, 1:2混合的样品命名为B2, 2:1的混合样品命名为B3。每种比例的样品各制备了10个。对相同比例的样品进行识别, 识别结果的混淆矩阵见图12。

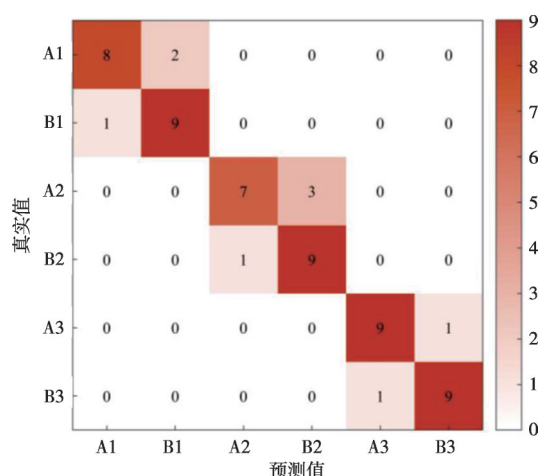


图12 混合污秽成分识别混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrix for mixed contamination component identification

通过图12的混淆矩阵可以看出, 当混合比例为1:1时, A1和B1的识别准确度为85%。尽管A1和B1中高岭土的含量相同, 但NaCl和CaSO₄在特征空间的分布特性决定了它们还是具有较好的分离性。当混合比例为1:2时, A2和B2的识别准确度为80%, 这是由于NaCl和CaSO₄含量减少, 导致两类样品的光谱特性相似度增高, 可分离性下降。当混合比例为2:1时, A3和B3均有较高的分离性, 准确度达到了90%。

5 结语

本文提出了一种基于光谱成像技术的绝缘子污秽成分识别方法, 并分别以7种常见污秽成分和2种混合污秽成分作为检测对象, 验证了该方法的

有效性。具体结论如下:

1)在图像维度上,通过应用PCA,前三个主成分的累计方差贡献率达到94.3%, Fe_2O_3 、 CaSO_4 、 SiO_2 、 CuSO_4 和高岭土污染的区域能够被准确地提取出来,而以累计载荷选取特征波段后,当特征波段为47波段(波长542.42 nm)时, CaCl_2 染污区域也能被准确提取。

2)在光谱维度上,通过包络线去除计算结果增强了各污秽成分样品的光谱吸收特性,并将光谱曲线进行了归一化处理。在包络线去除计算的基础上,引入PCA建立了三维特征空间,利用K-means空间聚类算法即可实现污秽成分的识别和分类。对于单一污秽成分的识别准确度达到了93.75%,而对于不同比例的NaCl和高岭土、 CaSO_4 和高岭土的混合污秽,识别准确度略有下降,达到80%以上。这可能是由于部分比例的样本的可分离成分比例较低,导致样品整体的光谱特征相似性较高,影响了模型对样本的分类和判断。

后续研究将进一步探讨光谱数据的预处理技术和聚类方法的应用,并开展对不同污秽程度的分辨研究。目标是提高该方法对多种混合污秽成分识别的准确度,验证其对复杂实际情况的泛化能力。这将使该方法能够推广到更多混合污秽成分的识别中,为绝缘子的污秽闪络故障风险评估和运维技术提供参考和依据。

参考文献

- [1] 张柏林,郁娇山,黄万龙,等.甘肃地区高比例新能源大外送电网面临的挑战及思考[J].电网与清洁能源,2020,36(4):81-89.
ZHANG Bolin, YU Jiaoshan, HUANG Wanlong, et al. Challenges and reflections on the power grid of high proportion of new energy in Gansu Province[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(4): 81-89.
- [2] 常波,张启哲,王胜辉,等.动车组车顶隔离开关用支柱绝缘子污秽状态下的电场分布特性研究[J].电测与仪表,2024,61(4):81-85.
CHANG Bo, ZHANG Qizhe, WANG Shenghui, et al. Research on the electric field distribution characteristics under polluted conditions of EMU roof isolation switch post insulators[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(4): 81-85.
- [3] 王亚平,李智辉,阿思亚,等.高电场下直流绝缘子表面积污特性研究[J].山东电力技术,2024,51(8):78-84.
WANG Yaping, LI Zhihui, A Siya, et al. Study on the contamination characteristics of DC insulators under high electric field[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(8): 78-84.
- [4] 刘子英,肖建华,邓芳明.基于可见光图像识别的绝缘子污秽等级判别[J].传感器与微系统,2019,38(12):136-139.
LIU Ziyang, XIAO Jianhua, DENG Fangming. Identification of insulator contamination grade based on visible light image recognition[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(12): 136-139.
- [5] 张国治,田晗绿,杨帅,等.温度对GIS内部固体绝缘缺陷间歇性放电特性影响研究[J].电力工程技术,2024,43(3):183-191.
ZHANG Guozhi, TIAN Hanlyu, YANG Shuai, et al. The impact of temperature on intermittent discharge characteristics of solid insulation defects inside GIS[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(3): 183-191.
- [6] 李成学,吕邦欢.基于带电颗粒动态积污的绝缘子电场分布研究[J].高压电器,2024,60(5):147-155.
LI Chengxue, LYU Banghuan. Research on electric field distribution of insulators based on dynamic pollution accumulation of charged particles[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(5): 147-155.
- [7] 孟晓波,曹针洪,杨旭洋,等.基于碰撞电离理论的污秽及环境因素对导线起晕电压的影响分析[J].智慧电力,2023,51(8):104-110.
MENG Xiaobo, CAO Zhenhong, YANG Xuyang, et al. Influence of dirt & environmental factors upon corona initiation voltage based on collision ionization theory[J]. Smart Power, 2023, 51(8): 104-110.
- [8] 孙磊,吴文海,柯坚,等.基于改进SVDD的绝缘子污秽检测方法[J].传感器与微系统,2019,38(9):57-59.
SUN Lei, WU Wenhai, KE Jian, et al. Insulator pollution detection method based on improved SVDD[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(9): 57-59.
- [9] 赵甦,宗飞.大气中污秽混合物对输电线路绝缘子的影响[J].科技风,2019,27:117.
ZHAO Su, ZONG Fei. Effect of atmospheric pollution mixtures on transmission line insulators[J]. Technology Wind, 2019, 27: 117.
- [10] 蒋兴良,杨忠毅,韩兴波,等.硅橡胶复合绝缘子在不同可溶污秽成分下的闪络特性研究[J].中国电机工程学报,2018,38(1):320-329.
JIANG Xingliang, YANG Zhongyi, HAN Xingbo, et al. Research on flashover performance of silicone rubber insulators polluted by different soluble pollution constituents[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 320-329.
- [11] 王乃啸,高海翔,王希林,等.基于BP神经网络的绝缘子

- 污秽成分 LIBS 在线检测技术[J]. 广东电力, 2020, 33(9):49-57.
- WANG Naixiao, GAO Haixiang, WANG Xilin, et al. LIBS online detection technique for insulator contamination based on BP neural network[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(9):49-57.
- [12] 李恒真, 叶晓君, 刘刚, 等. 广州地区输电线路沿线绝缘子自然污秽化学成分的来源分析[J]. 高电压技术, 2011, 37(8):1937-1943.
- LI Hengzhen, YE Xiaojun, LIU Gang, et al. Source analysis on the chemical composition of natural contamination on the line insulator in Guangzhou area[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(8):1937-1943.
- [13] 刘嵘, 张燕, 段玉兵, 等. 山东电网绝缘子表面污秽成分特点分析[J]. 电瓷避雷器, 2017(4):209-214.
- LIU Rong, ZHANG Yan, DUAN Yubing, et al. Analysis on the characteristics of surface contamination composition of insulators in Shandong power grid[J]. Insulators and Surge Arresters, 2017(4):209-214.
- [14] 任绍梅, 杨冬亮. 高压绝缘子自然污秽中阴离子组成的分析[J]. 北京石油化工学院学报, 2009, 17(2):11-14.
- REN Shaomei, YANG Dongliang. The analysis of the anions in the deposits of natural polluted insulators[J]. Journal of Beijing Institute of Petro-Chemical Technology, 2009, 17(2):11-14.
- [15] 王永浩. 复合绝缘子运行状态在线非接触检测技术研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2016.
- WANG Yonghao. The research of operating status of the composite insulators based on the online non-contact detection technique[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2016.
- [16] XIA C J, REN M, WANG S Y, et al. Pollution degree detection of insulators based on hyperspectral imaging technology[C]//2019 IEEE 20th International Conference on Dielectric Liquids (ICDL). June 23-27, 2019. Roma, Italy: IEEE, 2019:1-4.
- [17] 庆雨豪. 基于深度学习的高光谱图像分类算法研究[D]. 广州: 中北大学, 2023.
- QING Yuhao. Research on a deep learning-based algorithm for hyperspectral image classification[D]. Taiyuan. North University of China, 2023.
- [18] 吴静珠, 吴胜男, 刘翠玲, 等. 近红外和高光谱技术用于小麦籽粒蛋白含量预测探索[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(2):60-62.
- WU Jingzhu, WU Shengnan, LIU Cuiling, et al. Explorations of wheat grain protein content prediction using NIR and hyperspectrum technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(2):60-62.
- [19] 陈永聪. 照明光源光谱检测研究[J]. 光源与照明, 2022(6):76-78.
- CHEN Yongcong. Research on spectral detection of illumination light sources[J]. Light Source and Lighting, 2022(6):76-78.
- [20] SHAWETAYLOR J. Kernel methods for pattern analysis[M]. Beijing: China Machine Press, 2005.
- [21] 吴一全, 吴超. 结合 NSCT 和 KPCA 的高光谱遥感图像去噪[J]. 遥感学报, 2012, 16(3):533-544.
- WU Yiquan, WU Chao. Denoising of hyperspectral remote sensing images using NSCT and KPCA[J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(3):533-544.
- [22] 刘方园, 王水花, 张煜东. 支持向量机模型与应用综述[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(4):1-9.
- LIU Fangyuan, WANG Shuihua, ZHANG Yudong, et al. Overview on models and applications of support vector machine[J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(4):1-9.

收稿日期: 2024-06-17; 修回日期: 2024-10-29

作者简介:

缪金(1988), 男, 硕士, 高级工程师, 从事变电设备检修及高电压试验工作。

任明(1987), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力设备故障诊断及高电压试验新技术。(通信作者)

(本文编辑: 方明霞)