

## 基于拉曼光谱的电线绝缘材料老化状态评估

范元超, 陈孝敬\*, 黄光造, 袁雷明, 石文, 陈熙

温州大学电气与电子工程学院, 浙江温州 325035

**摘要** 电线绝缘材料老化状态的准确评估有助于减少因电线绝缘老化引起的火灾, 该实验基于拉曼光谱检测平台及自行搭建的老化设备, 对13种电线绝缘材料(聚偏氟乙烯、聚丙烯、聚四氯乙烯、尼龙、亚大尼龙、聚氨酯、乳胶、聚全氟乙丙烯树脂、橡胶、聚乙烯、聚氯乙烯、硅胶、进口硅胶)进行加速温度老化以及加速紫外老化试验并定期检测, 温度老化10个时间段, 时间间隔为32 h, 每个老化时间15个样本数据, 获得温度老化的每种材料共150个样本光谱数据; 紫外老化13个时间段, 时间间隔16 h, 每个老化时间15个样本数据, 获得紫外老化的每种材料共195个样本光谱数据。依据老化时间段, 温度老化分为10类, 紫外老化分为13类, 采用线性回归分类和支持向量机对原始光谱数据进行分类, 两种分类算法准确率均在80%以上的材料有尼龙、聚氨酯、特氟龙、橡胶等, 但部分材料的分类准确率却低于70%, 在对原始光谱数据进行支持向量机分类时, 由于样本数量多以及光谱维度高, 支持向量机分类所需时间较长, 为进一步提升分类准确率以及分类速度, 对原始光谱数据进行迭代自适应加权惩罚最小二乘法、五点三次平滑等预处理方法, 采用PCA压缩, 样本光谱维数从2 048维降至3维, 由于降维后的样本光谱维数小于样本数量, 无法满足线性回归分类要求, 故采用支持向量机进行分类, 经过预处理以及特征提取后, 数据的分类效果得到大幅度提升, 所有材料的温度老化、紫外老化均获得90%以上的分类准确率, 支持向量机的分类速度亦得到大幅度提升, 其结果为电线绝缘材料老化状态的有效评估提供理论依据, 对预防因绝缘老化引起的事故提供技术支持。

**关键词** 电线绝缘材料; 电线老化; 拉曼光谱; 特征提取; 支持向量机

**中图分类号:** O657.37 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)10-3161-07

### 引言

电线绝缘材料的质量往往影响着电力设备的寿命, 电线绝缘材料的损坏会导致严重的后果, 例如火灾、触电。老化是损坏的一种, 在电线绝缘材料的使用中最为常见, 根据引起绝缘老化的因素, 老化可分为热老化、紫外老化、化学老化等, 例如热老化主要是由于电线电缆在使用过程中自身产生较大热量或周围环境温度过高所导致, 绝缘的高分子材料会在长期的热作用下发生降解, 使得绝缘材料的电气与机械性能发生劣变<sup>[1]</sup>, 具体表现为绝缘材料变脆、伸长率变差。电线绝缘老化损坏引起的火灾呈现逐年上升的趋势<sup>[2]</sup>, 能够有效、准确地检测电线绝缘材料的老化程度对预防此类火灾具有重要的意义。

近些年来, 国内外学者对电线绝缘材料老化在物理、化

学等方面展开了深入研究, 为寻找更有效的老化检测技术对电线老化程度进行准确评估, 胡丽斌<sup>[3]</sup>等通过红外光谱、氧化诱导时间及频域介电响应测试, 得出红外光谱中的羰基峰值可用于定性分析XLPE绝缘材料的老化程度。王思静<sup>[4]</sup>等对热、氧、臭氧、光等环境因素对电线绝缘材料的老化进行了总结以及介绍了用于老化检测的设备, 电线绝缘材料的老化由分子链交联与降解所导致, 但何种因素为主取决于电线绝缘材料种类、环境情况、老化温度、老化时间等, 老化性能表征方法对反映老化程度、探索老化机理有非常重要的作用。核磁共振和傅里叶变换红外光谱等是电线绝缘老化性能最重要的分析仪器, 但这些仪器比较昂贵, 核磁共振对于某些复杂的化学物质, 不能提供较为准确的判断, 而且核磁谱图复杂, 较难一个人掌握所有谱图。红外光谱<sup>[5]</sup>由于测定的是倍频及合频吸收, 灵敏度较差, 红外光谱建模难度大, 定标样品的选择、制备、化学分析、基础数据的准确性以及

收稿日期: 2021-08-18, 修订日期: 2022-03-01

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(61805180)资助

作者简介: 范元超, 1996年生, 温州大学电气与电子工程学院硕士研究生 e-mail: 1416813921@qq.com

\* 通讯作者 e-mail: chenxj9@163.com

选择计量学方法的合理性,都将直接影响最终的分析结果,因此急需一种快速、简单的检测方法。

拉曼光谱技术是一种无损的,快速检测的分析技术,拉曼光谱检测的分析过程只需要极少数的样本,近几年来,拉曼光谱检测技术已经广泛应用于检测聚合物<sup>[6]</sup>,电线绝缘材料大多是高分子聚合物材料<sup>[7]</sup>,高分子聚合物材料是由多个单一的高分子链聚集而成,聚合物的结构由链结构和聚集态结构构成,链结构包含结构单元的化学组成、连接顺序、高分子链的形态等信息,聚集态结构中包含晶态、非晶态、液晶态等,拉曼光谱可以提供分子的振动信息,对于聚合物分子链的构象和链间的相互作用特别敏感,能够提供聚合物固体、溶液的物理化学特性信息。此外,电线的成分每种物质都有特定的结构和组成,如果与光子存在相互作用,就会在拉曼光谱上观察到特定的光谱曲线。虽然拉曼光谱在其他领域例如食品安全、刑事侦查、医药管理、环境监测等领域都有成熟的技术应用<sup>[8]</sup>,但目前还鲜见拉曼光谱技术应用于对电线绝缘材料老化状态的评估,准确的老化状态评估可以有效降低因电线绝缘材料老化引起的电气事故。

实验应用自行搭建的老化设备以及拉曼光谱检测平台,测得不同老化时间的样本数据,根据不同的时间段,模拟不同的老化程度,对不同老化程度的样本数据进行分类,探究温度老化、紫外老化对电线绝缘材料的影响。

## 1 实验部分

### 1.1 拉曼光谱检测平台

用于电线绝缘材料检测的拉曼光谱平台如图 1 所示,激光器发出波长为 785 nm 的激光通过共聚焦显微镜聚焦在物品检测表面,激光与物品表面发生拉曼散射,拉曼散射光会反射通过显微镜进入光谱仪,进而完成对电线绝缘材料的检测。该平台的拉曼光谱仪器型号为 ATR3110,该仪器由奥谱天成光电有限公司研发制造,光谱仪的空间分辨率可以达到 1  $\mu\text{m}$ ,光谱分辨率为 10  $\text{cm}^{-1}$ ,光谱范围为 200 ~ 2 700  $\text{cm}^{-1}$ 。为避免室内灯光对实验结果造成的影响,本实验都是在黑暗的环境下进行的,室内温度为 25  $^{\circ}\text{C}$ ,设定仪器的激光功率为 100 mW,采集时间为 2 s,积分次数为 2 次。

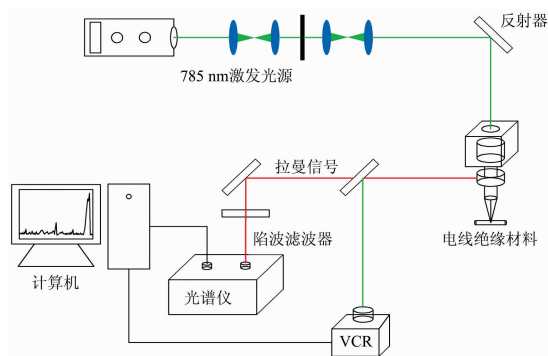


图 1 拉曼光谱检测平台原理

Fig. 1 Principle of Raman spectrum detection platform

### 1.2 材料及仪器

实验一共采购了 13 种电线绝缘材料用作老化实验,分别为聚偏氟乙烯(PVDF)、聚丙烯(PP)、聚四氟乙烯(PTFE)、尼龙(PA)、亚大尼龙、聚氨酯(PU)、乳胶、聚全氟乙丙烯树脂(F46)、橡胶、聚乙烯(PE)、聚氯乙烯(PVC)、硅胶以及进口硅胶。

加速紫外老化的设备是紫外线固化灯,其光源采用的是 125 W 的高压汞灯,高压汞灯的主要特点包括紫外线强度高、照射面积大、穿透能力强、对高聚物的老化效果显著。高压汞灯初始点燃时,是低压汞蒸气与氙气放电,所放出的辐射带有微蓝色的光,此时灯内电压低,放电电流比较大,放电产生热量使得电弧管内汞蒸气升压,电弧收缩产生电离激发,最终形成放电管中电子、原子以及离子间的碰撞而发光。高压汞灯启动到正常工作的时候约为 4 min,它的辐射最强区域集中在 365 nm 的长波紫外线。

加速温度老化的设备是鼓风干燥箱,设备型号 DHG-9035A,是上海一恒科学仪器有限公司研发制造的,该设备广泛应用于工矿、医疗等领域,主要用于对非挥发物质的干燥、灭菌。箱内的热风系统由能够长时间在高温下连续运转的风扇及特殊通道组成,加热温度稳定,鼓风干燥箱还设有智能的温度控制器以及定时器,鼓风干燥箱的具体参数如表 1 所示。

表 1 鼓风干燥箱具体参数

Table 1 Specific parameters of blast drying oven

型号	电压	功率	温度范围
DHG-9035A	220 V/50 Hz	850 W	RT+10~300 $^{\circ}\text{C}$

### 1.3 老化样本的制备

电线绝缘材料在室外使用时主要受紫外老化以及温度老化的影响,对此需要制备两种老化样本对其进行分析,紫外老化样本的制备如下:首先将 13 种材料的电线绝缘材料的长度裁剪成 10 cm,标记每种材料的检测区域(直径为 1 cm 的圆),两个相邻检测区域之间间隔为 1 cm,每种材料有 5 个检测区域,每个区域检测 3 个光谱数据,将电线绝缘材料置于紫外老化箱内,用高压汞灯对其所要检测区域进行长时间照射,每隔 16 h 采集拉曼光谱数据。温度老化样本的制备如下:电线绝缘材料的裁定标准、选定检测区域与紫外老化样本一致,将电线绝缘材料置于干燥箱中,设定温度为 80  $^{\circ}\text{C}$ ,每隔 32 h 采集拉曼光谱数据。样本制备的流程如图 2 所示。

紫外老化灯的功率过高会导致密封箱内的环境温度过高,使得在进行紫外老化实验的过程中,样本受到严重的热老化影响,紫外老化灯的功率太低会导致加速紫外老化效果变差,所以在此采用了 125 W 的高压汞灯作为紫外老化光源。经过紫外老化加速率公式计算可以得出,本试验室内紫外老化加速率为 11.2,紫外老化加速率公式如式(1)

$$A_u = \frac{Q_u}{Q_s} \quad (1)$$

式(1)中,  $Q_u$  为规定时间紫外辐射总强度,  $Q_s$  为某一地区内

规定时间紫外辐射总强度。

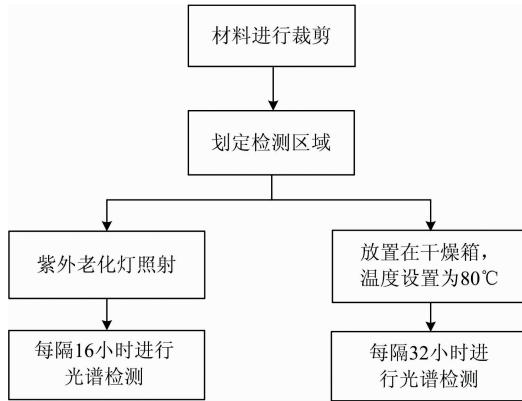


图 2 样本加速老化流程图

Fig. 2 Sample accelerated aging flow chart

进行温度老化过程中，温度设置过低，将无法达到加速热老化的效果，会加大老化时间，温度设置过高，会严重损坏电线绝缘材料的内部结构，使得检测结果不具有真实性，本实验选择了 80 °C 作为加速热老化温度。

1.4 预处理及分类算法

1.4.1 五点三次平滑

五点三次平滑法，此方法既能去除谱图中的干扰信号，又能保持原有谱图曲线特性。五点三次平滑法原理如下：

取得  $2n + 1$  个等距节点  $X_{-n}, X_{-n+1}, \dots, X_{-1}, X_0, X_1, \dots, X_{n-1}, X_n$ ；实验数据分别为  $Y_{-n}, Y_{-n+1}, \dots, Y_{-1}, Y_0, Y_1, \dots, Y_{n-1}, Y_n$ ；再设两节点的等距为  $h$ ，作交换  $t = \frac{x - x_0}{h}$ ；用  $m$  次多项式来拟合曲线得到实验数据，得正规方程组

$$\sum_{i=-n}^n Y_i t_i^k = \sum_{j=0}^m a_j \sum_{i=-n}^n t_i^{k+j} \quad (2)$$

1.4.2 迭代自适应加权惩罚最小二乘法

为提高化学成分的信号检测和分辨率，需要基线校正来对信号处理，目前使用最广的基线校正方法是由 Zhang<sup>[9]</sup> 提出的迭代自适应加权惩罚最小二乘法，表达式如式(3)

$$\omega_i^t = \begin{cases} 0 & x_i \geq z_i^{t-1} \\ e^{-\frac{t(x_i - z_i^{t-1})}{|d^t|}} & x_i < z_i^{t-1} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中， $t$  为第  $t$  次迭代， $x$  为原始信号， $z$  为拟合信号， $d^t$  为  $x_i - z_i$  中小于变量的绝对值之和，可以看出在特征区域内，该方法的迭代权重为 0，在非特征区域，其权重系数的变化基于迭代过程中的误差。

1.5 主成分分析

分类问题中，过高的数据维度不仅会增加采集数据难度，还会增加存储空间和噪声，从而影响分类效果，特征提取<sup>[10]</sup>的任务是通过数学变换，将数据集投影到低维空间，减少存储空间，降低噪声，从而提高分类器的性能。主成分分析(PCA)是应用最广泛的特征提取方法，主成分分析的基本思想是在尽可能多地保留数据信息的同时，减少数据集的维度。

1.6 线性回归分类

线性回归分类(linear regression classification, LRC)<sup>[11]</sup>，线性回归分类的技巧是对每一个类别执行一个回归，属于该类别的训练样本输出结果就为 1，不属于该类输出为 0，最终得到一个该类的线性表达式，步骤如下：

求出回归方程的系数向量

$$\beta_i = (X_i^T X_i)^{-1} X_i^T y \quad (4)$$

式(4)中， $X_i$  为第  $i$  类训练样本， $y$  为待测样品。

再求出待测样品在各类训练样本中的线性表示拟合值

$$y_i = X_i \beta_i \quad (5)$$

计算待测样本在某一个类的训练样本集中的拟合误差

$$d_i(y) = \|y - y_i\|^2 \quad (6)$$

比较拟合误差，将样本分到拟合误差值最小的类别中。

1.7 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种用于模式分类的有监督学习方法，由 Vapnik 提出，SVM 的优势在于根据有限的光谱数据在模型的复杂程度与学习能力之间不断寻求最佳的折衷。SVM 的机理就是寻找一个满足分类要求的最优分类超平面，该超平面在保证分类精度的同时，能够使超平面两侧的空白区域最大化。理论上，分类支持向量机可以实现对线性可分数据的最优分类。

2 结果与讨论

2.1 温度老化谱图

为方便查看不同老化时间电线绝缘材料光谱图变化，将每个老化时间数据的平均光谱绘制在图中，选取聚丙烯(PP)和聚氯乙烯(PVC)材料加以分析。

从图 3 可以看出，聚丙烯材料 1 170  $\text{cm}^{-1}$  处的峰值会随着老化时间的增长而变弱，这可能是由于自由基的断链引起，聚丙烯材料在使用过程中，由于使用环境温度的影响，C—H 键或者 C—C 键会均裂形成自由基，在氧气的作用下，自由基会形成氢过氧化物。聚丙烯材料的热降解化学变化主要是形成酮、酯等，形成挥发性的组分主要是水，物理变化主要是分子链断裂，导致高分子的相对分子质量降低，最终导

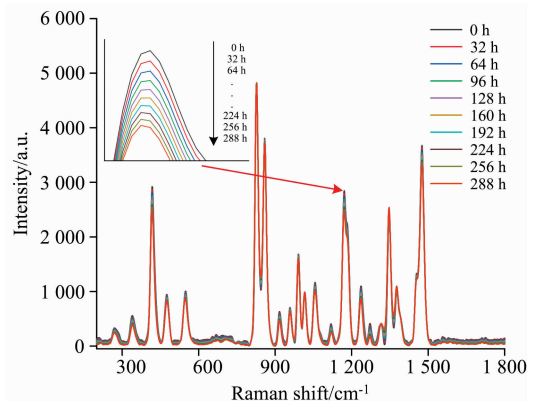


图 3 聚丙烯材料各阶段温度老化光谱图

Fig. 3 Temperature aging spectrum of polypropylene at each stage

致力学性能的下降<sup>[12]</sup>。

从图 4 可以看出, 聚氯乙烯材料  $1\ 060\ \text{cm}^{-1}$  处显示, 峰值强度与老化时间呈现负相关, 这是由于聚氯乙烯分解脱氯化氢, 聚氯乙烯的聚合物分子链上脱去氯原子产生氯化氢, 生成共轭多烯烃, 随着进一步的老化热分解, 烯丙基上的氯原子不稳定易脱去, 生成更多链长的共轭多烯烃, 同时有少许碳键的断裂。

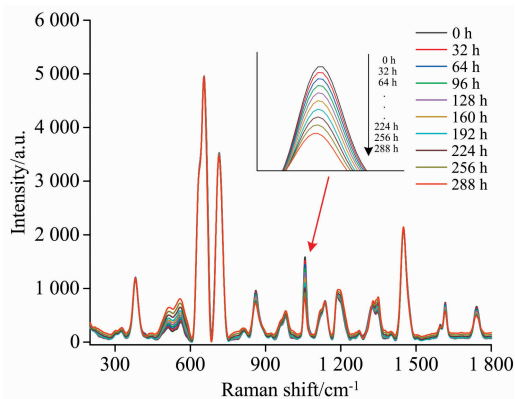


图 4 聚氯乙烯材料各阶段温度老化光谱图

Fig. 4 Temperature aging spectrum of PVC material at each stage

## 2.2 紫外老化谱图

从图 5 可以看出, 聚丙烯材料在紫外老化过程中  $940\ \text{cm}^{-1}$  处的峰值明显变弱, 这是由于紫外光辐射的能量接近于高分子材料中各种键的离解能, 对聚合物具有很强的破坏力, 易使聚合物处于激发状态。在有氧的作用下, 激发了聚丙烯材料的 C—H 键, 最终形成氢过氧化物, 在老化的过程中又生成羰基、共轭体系, 这些基团促使紫外能量吸收增强, 更加促进老化。

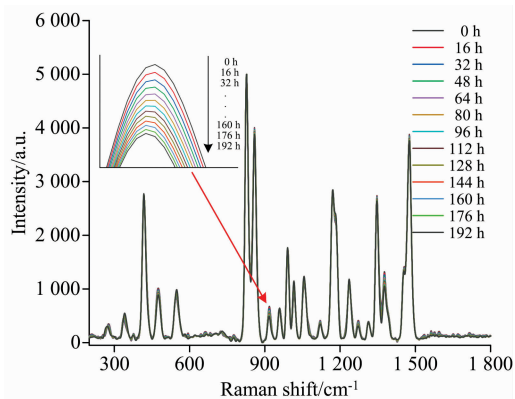


图 5 聚丙烯材料各阶段紫外老化光谱图

Fig. 5 UV aging spectrum of polypropylene at each stage

从图 6 可以看出, 紫外老化的聚氯乙烯光谱图变化十分明显, 光谱图中产生了较强的荧光信号, 这是由于聚氯乙烯在吸收了紫外辐射后, 聚氯乙烯链段中的一部分电子会被激发, 形成电子激发态, 但是电子激发态是不稳定的, 会以各种形式释放出来, 如电子从激发态回复到基态, 会以发射荧

光的方式将能量发射出去<sup>[13]</sup>。短时间内在聚氯乙烯材料表面产生了很强的荧光信号, 促使该材料表面颜色改变。过强的荧光信号覆盖了该材料的光谱特征信息, 所以该材料的加速紫外老化实验仅仅进行到 40 h。

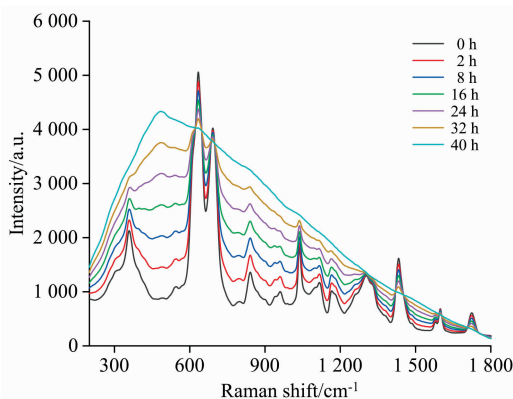


图 6 聚氯乙烯材料各阶段紫外老化光谱图

Fig. 6 UV aging spectrum of PVC at each stage

## 2.3 分类结果

根据不同老化时间段将紫外老化分为 13 类, 温度老化分为 10 类, 每个时间段测量得到 15 个样本数据, 其中 10 个样本用于训练, 5 个样本用于预测, 对拉曼光谱所测得的原始数据进行分析, 应用线性回归以及支持向量机进行分类。

从图 7 中看出未经过任何处理的光谱数据分类的效果并不理想, 温度老化 LRC 与 SVM 分类准确率分别为 86% 和 88%, 紫外老化 LRC 与 SVM 分类准确率分别为 57% 和 69%, 导致这结果的因素可能是原始数据中存在大量噪声信号、荧光信号以及拉曼散射信号。为获得更好的分类准确率, 故需要进行一些预处理去除这些干扰信号。首先需要对原始数据进行归一化处理, 消除指标之间的量纲影响, 其次对数据进行基线校正, 校正结果如图 8(a) 所示, 经基线校正后的光谱曲线较为平滑, 更能清晰的反映峰值的波动情况, 再对光谱数据进行平滑预处理, 如图 8(b) 所示, 经过平滑预处理后的光谱图像更加平滑, 有效消除了基线校正未处理的噪声信号。

由于每个测量的光谱含有 2 000 多个光谱数据点, 较高的数据维度将会造成巨大计算量, 很大程度上增加了支持向量机(SVM)的分类时间, 因此需要对数据进行特征提取, 使得最大程度上保证样本信息的同时减小数据维度, 这里采用的方法是主成分分析, 结果如图 9 所示, 前 3 个主成分的累计贡献率超过 95%, 可以充分表示原有光谱的光谱信息, 故将原有光谱维度降至 3 维。

最后将特征提取后的数据进行 SVM 分类, 结果如图 10 所示, 聚丙烯材料的温度老化以及紫外老化的分类准确率均为 100%。通过图 7 与图 10 对比发现, 经过归一化, 基线校正, 平滑预处理以及主成分分析特征提取后, 再对其进行 SVM 能够有效提高分类准确率。对其余电线老化材料亦进行分类, 分类结果均在 90% 以上, 可以很好实现对电线绝缘材料各阶段老化的评估分析, 由于特征提取将样本维数降至



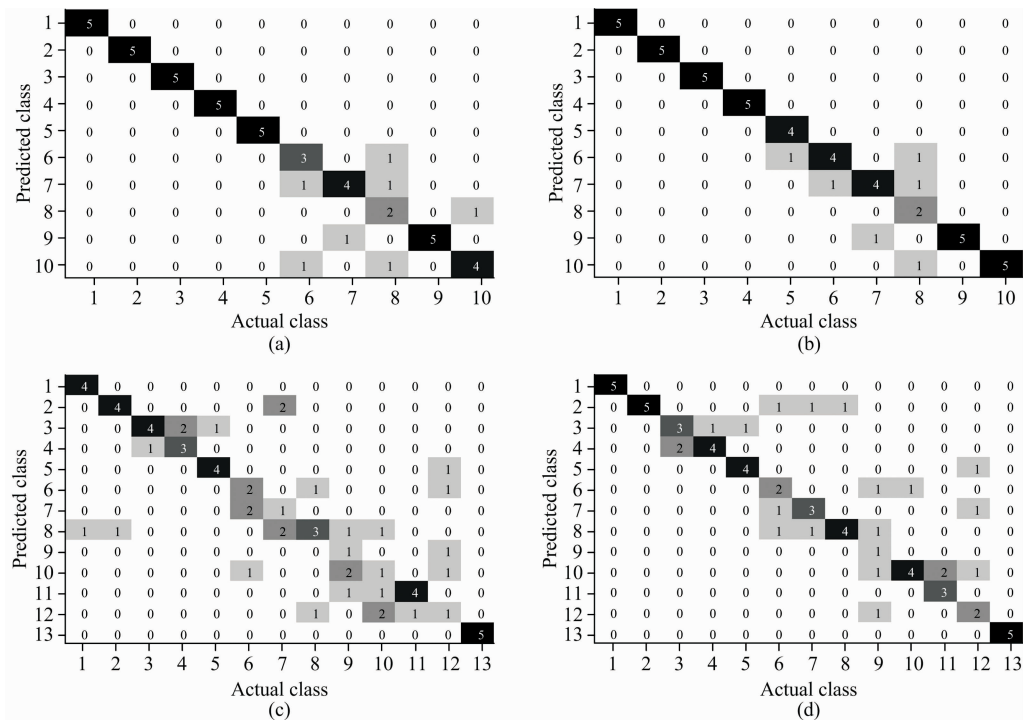


图 7 聚丙烯原始数据分类结果图

(a): 温度老化 LRC; (b): 温度老化 SVM; (c): 紫外老化 LRC; (d): 紫外老化 SVM

Fig. 7 Classification results of polypropylene raw data

(a): Temperature aging LRC; (b): Temperature aging SVM; (c): UV aging LRC; (d): UV aging SVM

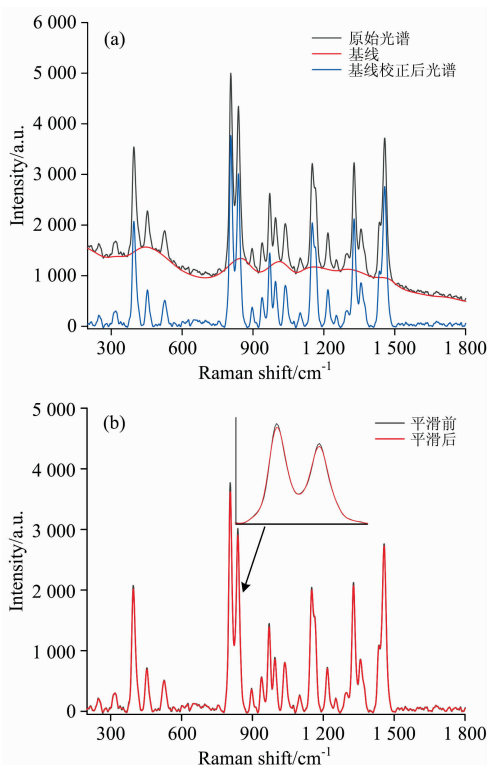


图 8 聚丙烯材料数据预处理光谱图

(a): 基线校正; (b): 平滑处理

Fig. 8 Data preprocessing spectrogram of polypropylene

(a): Baseline correction; (b): Smoothing

3 维, 样本维数小于样本数量, 故无法进行 LRC 分类, 最终选择 SVM 作为电线绝缘材料老化阶段评估的分类方法。

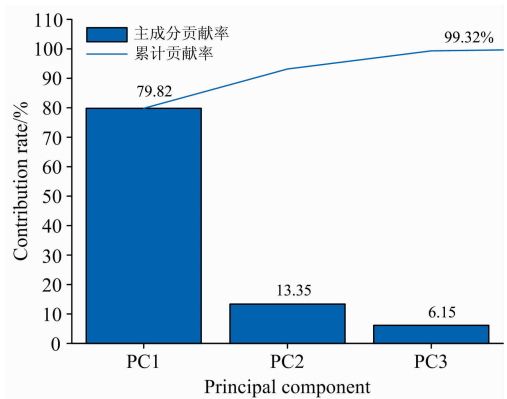


图 9 聚丙烯拉曼光谱前 3 个主成分的贡献率

Fig. 9 Contribution rate of the first three principal components in Raman spectrum of polypropylene

### 3 结论

通过室内老化设备加速温度老化以及紫外老化获得不同老化时间的电线绝缘材料, 并对其进行拉曼光谱检测, 对原始数据进行 LRC 以及 SVM 分类, 获得不理想的分类准确率, 故进行一系列预处理方法, airPLS 基线校正消除光谱数据的荧光信号, 五点三次平滑样本数据, 归一化消除指标之

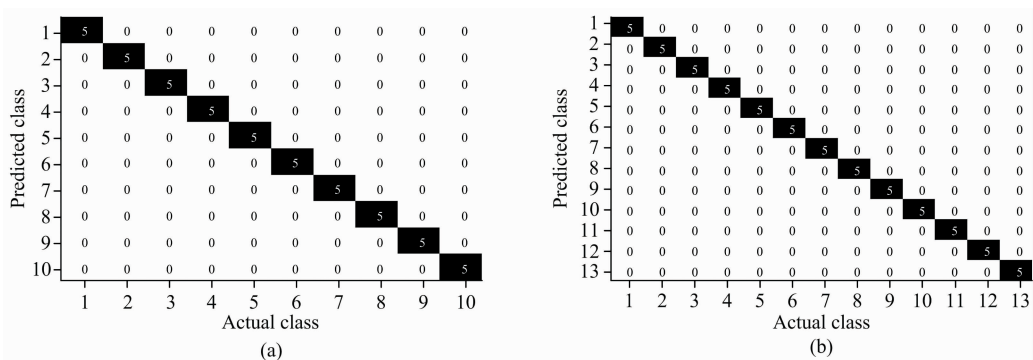


图 10 聚丙烯材料数据预处理后分类效果

(a): 温度老化 SVM; (b): 紫外老化 SVM

Fig. 10 Classification effect of polypropylene material data preprocessing

(a): Temperature aging SVM; (b): UV aging SVM

间的量纲影响,通过主成分分析提取光谱数据的有用信息,并有效降低拉曼光谱的数据维度,使得分类过程更加迅速、快捷,经过预处理后的 SVM 分类准确率以及分类速度得到

很大幅度的提升,为进一步探究电线绝缘材料老化状态评估奠定基础。

## References

- [ 1 ] HU Yi-zhuo, DONG Ming, XIE Jia-cheng, et al(胡一卓,董明,谢佳成,等). Power System Technology(电网技术), 2020, 44(4): 1276.
- [ 2 ] Han X, Ouyang M, Lu L, et al. Journal of Power Sources, 2014, 268(5): 658.
- [ 3 ] HU Li-bin, CHEN Jie, LI Chen-ying, et al(胡丽斌,陈杰,李陈莹,等). Insulating Materials(绝缘材料), 2020, 53(2): 59.
- [ 4 ] WANG Si-jing, XIONG Jin-ping, ZUO Yu(王思静,熊金平,左禹). Synthetic Materials Aging and Application(合成材料老化与应用), 2009, 38(3): 41.
- [ 5 ] Xia Q, Yuan L M, Chen X, et al. Applied Sciences, 2019, 9(24): 5336.
- [ 6 ] HU Cheng-long, CHEN Shao-yun, CHEN Jian, et al(胡成龙,陈韶云,陈建,等). Polymer Bulletin(高分子通报), 2014, (3): 30.
- [ 7 ] LIN Mu-song, GUO Kun, ZHANG Sheng, et al(林木松,郭坤,张晟,等). Polymer Materials Science Engineering(高分子材料科学与工程), 2017, 33(12): 149.
- [ 8 ] LÜ Qian-hui, WANG Xiao-hua, SHEN Ai-guo, et al(吕前辉,王小华,沈爱国,等). Journal of Instrumental Analysis(分析测试学报), 2019, 38(5): 612.
- [ 9 ] Zhang Zhimin, Chen Shan, Liang Yizeng. Analyst, 2010, 135(5): 1138.
- [ 10 ] Xie Z, Meng L, Feng X, et al. Plasma Science and Technology, 2020, 22(8): 085503.
- [ 11 ] Naseem I, Togneri R, Bennamoun M. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(11): 2106.
- [ 12 ] NI Ling-gui, et al(倪玲贵,等). China Plastics Industry(塑料工业), 2017, 45(1): 93.
- [ 13 ] QI Rui-ge, HE Chun-xia, JIN Qiang(祁睿格,何春霞,晋强). Acta Materiae Compositae Sinica(复合材料学报), 2020, 37(7): 1539.

# Evaluation of Aging State of Wire Insulation Materials Based on Raman Spectroscopy

FAN Yuan-chao, CHEN Xiao-jing\*, HUANG Guang-zao, YUAN Lei-ming, SHI Wen, CHEN Xi  
College of Electrical and Electronic Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China

**Abstract** An accurate evaluation of the aging state of wire insulation materials can be used to reduce fire incidences caused by wire insulation aging. In this study, Raman spectrum detection platform, self built aging equipment, accelerated temperature aging and accelerated UV aging tests were applied to evaluate the aging state of 13 kinds of wire insulation materials (polyvinylidene-fluoride, polypropylene, polytetrachloroethylene, nylon, Yada-nylon, polyurethane, latex, perfluoroethylene-propylene-resin, rubber, polyethylene, polyvinyl-chloride). The samples were tested regularly based on temperature aging for 10 time periods. Using 32 hours interval and 15 sample data per aging time, the spectral data of 150 samples of each material (aged) were obtained. Similarly, 13 time periods of UV aging, at a time interval of 16 hours and 15 samples data per aging time, spectral data of 195 UV aging samples were recorded. According to aging period, temperature aging is divided into 10 categories, and UV aging was divided into 13 categories. Linear regression classification and a support vector machine was used to classify the original spectral data. It was found that nylon, polyurethane, Teflon, rubber, etc., have more than 80% accuracy of the two classification algorithms. However, the classification accuracy of some materials was less than 70%. The support vector machine classification of original spectral data consumed a longer time due to alarge number of samples and high spectral dimension. In order to further improve the classification accuracy and speed, the original spectral data were preprocessed by iterative adaptive weighted penalty least square method and five-point cubic smoothing. PCA compression was used to reduce the sample spectral dimension from 2048 to 3. Because the spectral dimension of the reduced sample is less than the number of samples, it can not meet the requirements of linear regression classification. So support vector machine was used for classification. After preprocessing and feature extraction, the classification effect of data was greatly improved, and the classification accuracy of temperature aging and UV aging of all the materials was more than 90%. Furthermore, the classification speed of the support vector machines has also been greatly improved. These results provide a theoretical basis for the effective evaluation of the aging state of wire insulation materials and provide technical support for preventing accidents caused by insulation aging.

**Keywords** Wire insulation; Wire aging; Raman spectroscopy; Feature extraction; Support vector machine

(Received Aug. 18, 2021; accepted Mar. 1, 2022)

\* Corresponding author