

分子水平下融合机器学习模型的塑钢窗光谱多特征自动分类

张震¹, 王继芬^{1*}, 鲁朋武², 付赵奎¹

¹中国人民公安大学侦查学院, 北京 100038;

²中国人民公安大学公安管理学院, 北京 100038

摘要 为帮助侦查机关在案件侦办过程中获取更多线索,对工作中常见的塑钢窗物证进行高效、数据化无损鉴别,使用主成分分析(PCA)预处理结合 Fisher 判别分析-支持向量机(FDA-SVM)的最佳参数组合分析鉴别物证的方法,对提取的“金鹏”“海螺”等 6 个品牌的 126 组傅里叶变换红外光谱数据进行了理论和实验分析,实现了“品牌-批次”二维特征刻画与识别。选取全谱段、官能团区、指纹区三个不同谱段的 PCA 结果建立基于 Fisher 判别分析的数据分类模型,发现全谱段的分类准确率最高,为 66.7%。为进一步提升对不同样本的区分能力,使用全谱段的特征值建立 SVM 模型,同时考查了惩罚因子 C 和径向基函数(RBF)伽马值 σ 对 SVM 分类模型分类准确率的影响,并得到了基于最佳参数组合($C=10$, $\sigma=2.5$)的 SVM 分类模型。使用最佳分类模型对“海螺”品牌不同批次的塑钢窗样本进行区分,其分类准确率达到 100%。所提方法分类结果理想,能满足塑钢窗快速分类的办案需求,可为其在法庭科学研究领域的应用提供一定的参考与借鉴。

关键词 光谱学; 塑钢窗; Fisher 判别分析; 支持向量机; 分类; 机器学习

中图分类号 O657.3

文献标志码 B

DOI: 10.3788/LOP202259.1630005

Multifeature Automatic Spectral Classification of Plastic Steel Window Based on Machine Learning Model at Molecular Level

Zhang Zhen¹, Wang Jifen^{1*}, Lu Pengwu², Fu Zhaokui¹

¹School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;

²School of Public Security Administration, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

Abstract To help the reconnaissance organs obtain more clues during the case investigation process, the material evidence of plastic and steel windows commonly used in the work was identified using efficient and data-based nondestructive identification. To analyze and identify the material evidence, principal component analysis (PCA) preprocessing was performed in conjunction with Fisher discriminant analysis (FDA)-optimal parameter combination support vector machine (SVM). The two-dimensional characterization and recognition of “brand-batch” were accomplished based on the theoretical and experimental analyses of 126 sets of Fourier transform infrared spectrum data extracted from 6 brands, such as “Jinpeng” and “Conch”. Based on the PCA results of three spectral segments, namely, the complete spectrum, functional group, and fingerprint segments, a data classification model based on Fisher discriminant analysis was created. The classification accuracy of the entire spectrum segment was determined to be the highest at 66.7%. The SVM classification model was built using the eigenvalues of the entire spectrum. The effects of the penalty factor C and radial basis function (RBF) gamma value σ on the classification accuracy of the SVM classification model were investigated, and the SVM classification model based on the optimal parameter combination ($C = 10$, $\sigma = 2.5$) was obtained. The best classification model was used to distinguish the different batches of “Conch” brand plastic steel window samples, and the classification accuracy reached 100%. The classification results of this method are ideal as they can fulfill the needs of the rapid classification of plastic steel window cases and are expected to provide some reference for its application in the field of forensic science research.

Key words spectroscopy; plastic steel window; fisher discriminant analysis; support vector machine; classification; machine learning

收稿日期: 2021-06-21; 修回日期: 2021-07-13; 录用日期: 2021-08-09

通信作者: *wangjifen58@126.com

1 引言

塑钢窗的检验鉴定是司法鉴定中一项重要的工作,随着塑钢窗的使用率不断提高,涉及塑钢窗的案件也逐渐增多,出现了大量有关塑钢窗刮蹭的案件,因此在案件侦办过程中需要对塑钢窗进行检验鉴定,从而确定塑钢窗的品牌、批次等信息,为案件侦查提供更多线索,为审判提供可靠依据。

塑钢窗由聚氯乙烯树脂、氯化聚乙烯、钛白粉、丙烯酸酯类共聚物和其他添加剂组成,由于良好的隔音和保温性能,且抗酸碱腐蚀、耐用等诸多优势,塑钢窗是当下性价比最高的新型建筑材料。目前,塑钢窗的检验研究集中于材料性能和施工工艺方面^[1],在微量物证检验领域,相关的报道相对较少^[2],且由于生产技术的进步,涌现了新的生产技术和设备,塑钢窗的内部组成成分愈发复杂多样,这也加大了对塑钢窗定性检验的难度。因此,检验塑钢窗材料的内部组成成分,从而对其进行简单快速无损鉴别和分类,成为法庭科学的研究热点。

现代光谱分析技术是一种快速无损检验分析技术,具有分析速度快、准确性高、所需样品少的特点,因而其在医学、物理学方面有着广泛的研究^[3]。Edelman等^[4]借助近红外光谱对不同血迹进行分类识别,并对其陈旧性变化进行了研究,首先区分血迹与非血迹,而后分析了陈旧性血迹的光谱特征峰,并与人血中不同成分的光谱特征峰进行定性比较,同时构建偏最小二乘(PLS)回归模型,对不同彩色背景上的陈旧性血迹进行了分析,其灵敏度为100%,特异性为100%,实验结果较为理想。Kumar等^[5]同样借助衰减全反射-傅里叶变换红外光谱结合回归分析对人血和动物血展开了研究区分工作,基于1~175天血迹陈旧性变化数据集,建立了不同时间段的血迹陈旧性变化模型,并成功对不同时间的人血和动物血进行了分类。

机器学习是一种技术,可以让计算机“学习”所提供的数据,而无需对每个问题进行彻底和明确的编程,旨在对数据输入中的深刻关系进行建模并重建知识方案。学习的结果可用于估计、预测和分类^[6-7]。几十年

来,数字计算机计算能力的进步显著提高了机器学习的性能。机器学习可以根据已知数据进行分类和预测,且精度高、可靠性高,这使得它更有可能做出正确的决策。支持向量机(SVM)是一种典型的监督学习模型,主要用于二元分类。通过一系列带有标签的训练数据集,每个数据被标记为属于两个类别中的一个或另一个,SVM训练算法构建并训练一个模型,该模型可以将新数据安排到一个或另一个类别中,使其成为非概率的二元线性分类器^[8]。

鉴于此,本文使用傅里叶变换红外光谱分析技术结合 Fisher 判别分析(FDA)^[9-10]和 SVM^[11]模型,实现了对 126 个塑钢窗样本高效、无损和快速的鉴别。以塑钢窗样本的品牌和批次作为分类标准,实现“品牌-批次”的二维特征刻画。在许多与塑钢窗有刮蹭的案件中,公安机关通过所获得的分类结果能够更快的锁定犯罪嫌疑人活动范围,从而为侦查办案提供线索和帮助。

2 实验部分

2.1 主要原料

结合实际案件,实验收集了金鹏、海螺、实德、双福、郑塑、瑞好 6 个品牌共计 126 份塑钢窗样本,其基本信息如表 1 所示。

表 1 126 份样本的基本信息
Table 1 Basic information of 126 samples

| Brand | Production place | Quantity |
|-----------------|---------------------------|----------|
| Jinpeng | Binhai, Tianjin | 27 |
| Hailuo | Tangshan, Hebei Province | 30 |
| Vica plastic | Songjiang, Shanghai | 21 |
| Shuangfu | Nan'an, Fujian Province | 9 |
| Huaihai profile | Huai'an, Jiangsu Province | 9 |
| Ruihao | Suzhou, Jiangsu Province | 30 |

2.2 主要设备及仪器

所使用设备为傅里叶变换红外光谱仪(Nicolet 5700, ThermoFisher Scientific),其基本参数如表 2 所示。

表 2 傅里叶红外光谱仪参数
Table 2 Parameters of Fourier infrared spectrometer

| Facility | Nicolet 5700 Fourier transform infrared spectrometer |
|--|--|
| Number of scans | 64 |
| Spectral resolution / cm^{-1} | 2 |
| Measuring range / cm^{-1} | 4000-400 |
| Dynamic adjustment / s^{-1} | 130000 |
| Noise-signal ratio | 50000:1 |

2.3 样品制备

使用 5 L 去离子水对收集到的 126 份塑钢窗样本进行清洗,用一次性脱脂棉球将样本表面的水分擦拭

干净,并使用烘干机对塑钢窗样本进行烘干。再对每个塑钢窗样本进行标号,并在每个标签上注明塑钢窗的品牌,防止各个样本之间出现混乱。先使用傅里叶

变换红外光谱仪对空白对照样本进行测定,后对 126 份塑钢窗样本进行红外光谱检测,从而达到去除背景的目的。

2.4 建模原理

2.4.1 SVM

SVM 是一种先进的分类技术,在统计学习理论中具有良好的理论基础。SVM 基于结构风险最小错误而不是错误分类的训练集修正最小错误的分类决策函数,以避免过拟合问题^[12-13]。它通过在不同类之间的输入数据(支持向量)的子集中寻找最大边距超平面来执行二元分类问题,如图 1 所示。如果输入数据不能线性分离,SVM 就将数据映射到一个高维特征空间,然后按最大边缘超平面对数据进行分类。对于线性支持向量机,其算法运算过程如下:输入训练集 $P = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)\}$ 其中 $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{-1, +1\}$, $i = 1, 2, \dots, t$ 。选择惩罚参数 $C > 0$, 构造并求解凸二次规划问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^t \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^t \alpha_i \quad (1)$$

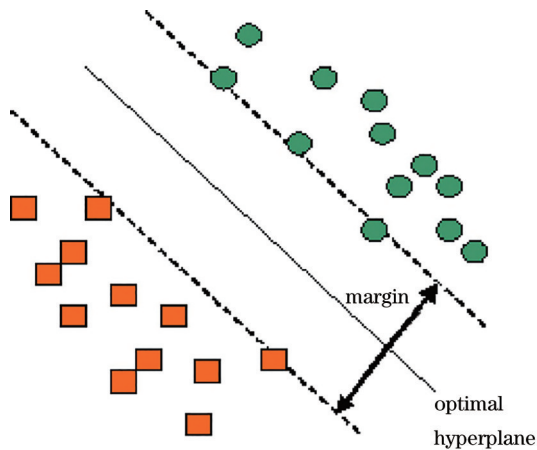


图 1 支持向量机原理图^[11]

Fig. 1 Schematic diagram of support vector machine^[11]

因此最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_t^*)^T$ 。超平面 $b^* = y_j - \sum_{i=1}^t \alpha_i^2 y_i (x_i \cdot x_j)$, 根据最优解和超平面得到线性 SVM 的分类决策函数 $f(x) = \text{sign}(w^* \cdot x + b^*)$ 。对于非线性 SVM 即在线性 SVM 中的对偶问题,在这种情况下用核函数 $Q(x, z)$ 代替内积,则非线性 SVM 的分类决策函数 $f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^t \alpha_i^* y_i Q(x, x_i) + b^* \right]$ 。

2.4.2 Fisher 判别分析

Fisher 判别分析的原理是投影,使多维问题简化为一维问题来处理。选择一个适当的投影轴使所有的样品点都投影到这个轴上得到一个投影值。由于是二分类数据,因此只需要将数据投影到一条直线上即可。假设我们的投影直线是向量 w , 则对任意一

个样本,它在直线 w 的投影为 $w^T x_i$, 对于两个类别的中心点 u_0 和 u_1 , 在直线 w 的投影为 $w^T u_0$ 和 $w^T u_1$ 。由于 Fisher 判别需要让不同类别的数据的类别中心之间的距离尽可能大,也就是要最大化,同时同一类别数据的投影点尽可能地接近,即同类样本投影点的协方差和尽可能小,即最小化。综上所述,优化目标的表达式为

$$\arg \max J(w) = \frac{w^T (u_0 - u_1) (u_0 - u_1)^T w}{w^T (\Sigma_0 + \Sigma_1) w} \quad (2)$$

3 结果与讨论

3.1 谱图分析

通过傅里叶红外光谱仪获得的 126 个塑钢窗样本的红外光谱图如图 2 所示。从图中可以看出,不同品牌塑钢窗样本的出峰位置基本相同,各红外光谱图的走向具有一致性,但不同峰之前的相对强度略有不同。在波数为 $1600 \sim 400 \text{ cm}^{-1}$ 和 $3050 \sim 2700 \text{ cm}^{-1}$ 处吸光度的波动幅度较大;在波数为 $2700 \sim 2000 \text{ cm}^{-1}$ 和 $4000 \sim 3050 \text{ cm}^{-1}$ 处各塑钢窗样本吸光度的变化较为平缓;波数 $750 \sim 500 \text{ cm}^{-1}$, $1450 \sim 1300 \text{ cm}^{-1}$ 和 $2950 \sim 2750 \text{ cm}^{-1}$ 范围内各有一个尖峰。指纹区 ($1330 \sim 500 \text{ cm}^{-1}$) 在波数为 $700 \sim 550 \text{ cm}^{-1}$ 和 $880 \sim 730 \text{ cm}^{-1}$ 范围内存在两个不同的尖峰;吸光度在 $900 \sim 700 \text{ cm}^{-1}$ 之间波动较为稳定,指纹区与官能团区相比,其重叠现象不明显,但由于掺杂有过多的人为主观因素,对塑钢窗样本进行直接分类的难度仍较大。各塑钢窗样本的红外谱图之间存在交叉现象,通过肉眼观察难以对样本进行有效区分。

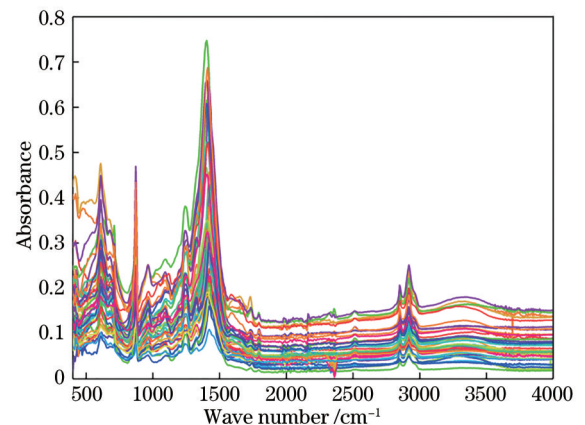


图 2 126 份塑钢窗样本红外光谱图

Fig. 2 Infrared spectrum diagram of 126 plastic steel window samples

3.2 Fisher 判别分析

因为所收集的塑钢窗样本较多,且对每个塑钢窗样本进行了多次实验,所以获得了大量的傅里叶变换红外光谱数据,直接对所获得的光谱数据集进行处理会耗费大量的人力和物力。使用主成分分析(PCA)

方法对光谱数据集进行降维,获得光谱数据集中的主要成分,便可以达到对所获得光谱数据集进行快速分

析的目的。表 3 为傅里叶变换红外光谱数据主成分分析得分情况。

表 3 傅里叶变换红外光谱数据主成分分析得分情况

Table 3 Principal component analysis scores of Fourier transform infrared spectral data

| Full range | | | Fingerprint region | | | Functional area | | |
|------------|------------|---|--------------------|------------|---|-----------------|------------|---|
| Component | Eigenvalue | Cumulative variance contribution rate / % | Component | Eigenvalue | Cumulative variance contribution rate / % | Component | Eigenvalue | Cumulative variance contribution rate / % |
| 1 | 844.772 | 90.447 | 1 | 202.71 | 86.628 | 1 | 660.351 | 94.336 |
| 2 | 52.312 | 96.048 | 2 | 25.529 | 97.538 | 2 | 30.376 | 98.675 |
| 3 | 24.765 | 98.699 | 3 | 1.769 | 98.294 | 3 | 4.594 | 99.332 |
| 4 | 3.805 | 99.106 | 4 | 1.501 | 98.936 | 4 | 1.986 | 99.615 |
| 5 | 2.551 | 99.379 | 5 | 1.079 | 99.397 | | | |
| 6 | 1.526 | 99.543 | | | | | | |
| 7 | 1.144 | 99.665 | | | | | | |

特征值是指数据在旋转之后的坐标上对应维度上的方差,也就是说特征值越大,该成分所代表的主成分越多。方差贡献率是指单个因子引起的变异占总变异的比,说明此公因子对因变量影响力的大小,方差贡献率越大,该成分影响力越大^[14-15]。从表 3 可以看出,对傅里叶变换红外光谱图所获得的光谱数据进行 PCA,获得全波段、指纹区和官能团区的特征值。在全波段区域选取大于 1 的 7 个特征值,其中成分 1 的特征值最大,为 844.772,方差贡献率为 90.447%,其影响力最大;成分 7 的特征值最小,为 1.144,但其也是不可缺少的一部分。在指纹区选取大于 1 的 5 个特征值,其中成分 1 的特征值最大,为 202.71,方差贡献率为 86.628%;成分 5 的特征值最小,为 1.144。在官能团区选取大于 1 的 4 个特征值,其中成分 1 的特征值最大,为 660.351,方差贡献率为 94.336%;成分 4 的特征值最小,为 1.986。为了保证红外光谱数据分析的准确性,选取全部特征值进行 Fisher 判别分析。

对比全谱、官能团区和指纹区三个不同区域用于塑钢窗品牌的 Fisher 分类准确率,结果如图 3、4 所示,从图中可以看出:1) 全谱区域包含光谱图的全部信息,因此其整体分类准确率最高,为 66.7%;官能团区

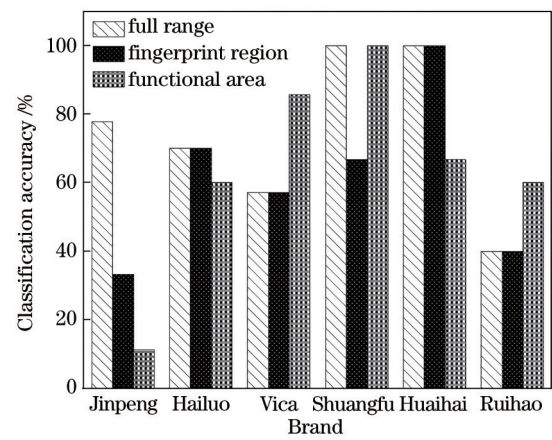


图 4 全谱、官能团区和指纹区 Fisher 判别分析分类准确率
Fig. 4 Classification accuracy of Fisher discrimination analysis in full spectrum, functional cluster area, and fingerprint area

包含有光谱图的大部分信息,其整体分类准确率次之,为 57.1%;指纹区包含的光谱图的信息最少,整体分类准确率最低,为 54.8%。2) 全谱区域在双福和淮海型材两个品牌的分类准确率最高,均为 100%;其在瑞好品牌的分类准确率最低,为 40%。官能团区只在双福品牌的分类准确率达到 100%,其在金鹏品牌的分类准确率仅为 11.1%。而指纹区在淮海型材品牌的分类准确率为 100%,在金鹏品牌的分类准确率为 33.3%。综上所述,某些品牌在提取全部特征的情况下其分类准确率仍不理想,且三种不同波段提取特征的总体分类准确率最大值仅为 66.7%,因此考虑选用 SVM 模型对塑钢窗样本进行分类。

3.3 SVM 分析

SVM 通过确定核函数,构建最优超平面,解决了复杂的非线性拟合问题。对已知的数据集,SVM 通过非线性映射,将数据映射到高维特征空间,利用线性问题求解方法在高维特征空间寻求最优的回归函数^[16]。

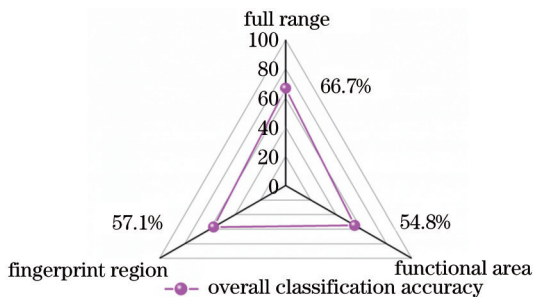


图 3 塑钢窗样本 Fisher 判别分析总体分类准确率
Fig. 3 Overall classification accuracy of Fisher discrimination analysis of plastic steel window samples

Huang 等^[17]利用 SVM 来解决人脸姿态识别问题。人脸姿势识别意味着人们可以将人脸图像标记为几个已知的姿势之一。人脸图像来自标准的 FERET 数据库。训练集由 150 张分布在正面的图像组成,分别为 33.75°左右旋转姿势,测试集由 450 张分布在 3 种不同姿势之间的图像组成。SVM 使用多项式或径向基函数(RBF)作为核近似函数来区分三个可能的人脸姿势,其分类准确率达到 100%。基于此,本实验组采用该算法对所收集的不同品牌塑钢窗进行分类,以 70% 样本量作为训练集,30% 样本量作为测试集,利用 RBF 核函数对 126 个样本的红外光谱数据进行 SVM 分析。训练集为 88 个塑钢窗样本,数据维度为 88×3600,测试集样为 38 个塑钢窗样本,数据维度为 38×3600。

通过对比不同的 RBFSVM 参数^[18-19]消除 SVM 由于参数不当而出现的任何偏置性能。表 4 和图 5 为惩罚因子和伽马值对塑钢窗样本总体分类准确率的影响。

表 4 惩罚因子和伽马值对塑钢窗样本总体分类准确率的影响

Table 4 Influence of penalty factor and gamma value on overall classification accuracy of plastic steel window samples unit: %

| Penalty factor | RBF σ | | | | | | | | |
|----------------|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 0.2 | 0.5 | 0.8 | 1 | 1.2 | 1.5 | 2 | 2.5 | 3 |
| 1 | 87.5 | 87.5 | 87.5 | 90.62 | 90.62 | 90.62 | 90.62 | 93.75 | 96.88 |
| 5 | 90.62 | 90.62 | 93.75 | 93.75 | 96.88 | 96.88 | 96.88 | 96.88 | 100 |
| 10 | 90.62 | 93.75 | 96.88 | 96.88 | 96.88 | 96.88 | 96.88 | 100 | 100 |
| 50 | 96.88 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

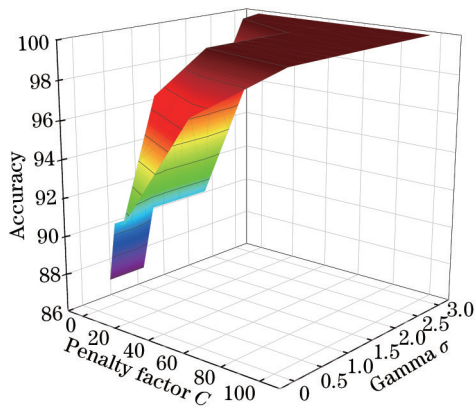


图 5 惩罚因子和伽马值对塑钢窗样本总体分类准确率的影响
Fig. 5 Influence of penalty factor and gamma value on overall classification accuracy of plastic steel window samples

在上述实验中对 6 种不同品牌的塑钢窗进行判别分析,并根据分类准确率,选取最佳分类模型。图 6 以海螺品牌塑钢窗样本为例,使用最佳分类模型对海螺品牌塑钢窗样本中不同批次的样本进行判别分析。实验样本中海螺品牌塑钢窗由 4 个批次组成,通过 PCA 降维的方法从中提取主成分,选取其中特征值大于 1,能够代表光谱信息的 14 种主成分进行基于最佳参数组合的 SVM 进

响。从表 4 可以看出,RBFSVM 分类器选择了“ $\sigma \in \{0.2, 0.5, 0.8, 1.0, 1.0, 1.2, 1.5, 2.0, 2.5\}$ ”的值,惩罚性参数 C 在实验中被设置为 1、5、10、50、100。当惩罚参数设置为 1 时,随着 RBF σ 值从 0.2 增长至 3,塑钢窗样本的整体分类准确率从 87.5% 增长至 96.88%。当 RBF σ 值设置为 0.2 时,随着惩罚参数从 1 增长至 100,塑钢窗样本的整体分类准确率从 87.5% 增长至 100%。从图 5 能够更直观地看出,随着 RBF σ 和惩罚性参数 C 的增大,塑钢窗样本的总体分类准确率不断提高。对于一个基于 RBF 核函数的 SVM 模型,惩罚参数 C 和 RBF 伽马值 σ 决定其分类能力,选取不同的 C 和 σ 就会得到不同的 SVM 模型。寻找最佳的参数组合从而使得该 SVM 的分类能力最强,即分类准确率最高,得到 (5, 3)、(10, 2.5)、(50, 0.5)、(100, 0.2) 4 个最佳的参数组合,由于惩罚参数过高会导致过拟合,惩罚参数过低会导致欠拟合,因此选取 (10, 2.5) 为最佳的参数组合,其分类结果如表 5 所示。

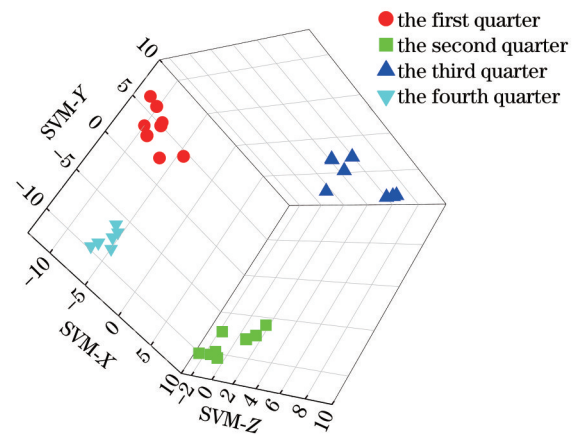


图 6 海螺品牌塑钢窗不同批次分类准确率
Fig. 6 Classification accuracy of different batches of conch brand plastic steel window

行判别分析。从图 6 可以看出,各批次的分类准确率达到 100%,总体分类准确率也为 100%,同一品牌不同批次的塑钢窗能够完全分开。这表明利用基于最佳参数组合的 SVM 分类模型能够准确地区分不同品牌、不同批次的塑钢窗,实现了“品牌-批次”的二维特征刻画。此模型对于当前公安工作中通过塑钢窗提取线索有一定的应用价值,有望在未来应用到公安实战中。

表 5 6 个品牌样本的 SVM 模型分类结果
Table 5 SVM model classification results of 6 brand samples

| Sample set | Brand | Jinpeng | Hailuo | Vica plastic | Shuangfu | Huaihai profile | Ruihao | Accuracy |
|-----------------|-----------------|---------|--------|--------------|----------|-----------------|--------|----------|
| Training sample | Jinpeng | 24 | | | | | | 100 |
| | Hailuo | | 21 | | | | | 100 |
| | Vica plastic | | | 18 | | | | 100 |
| | Shuangfu | | | | 3 | | | 100 |
| | Huaihai profile | | | | | 9 | | 100 |
| | Ruihao | | | | | | 21 | 100 |
| Test sample | Jinpeng | 3 | | | | | | 100 |
| | Hailuo | | 9 | | | | | 100 |
| | Vica plastic | | | 3 | | | | 100 |
| | Shuangfu | | | | 3 | | | 100 |
| | Huaihai profile | | | | | 3 | | 100 |
| | Ruihao | | | | | | 9 | 100 |

4 结 论

FDA 模型对 PCA 后的塑钢窗红外光谱数据的整体分类准确率达到 66.7%，可对大部分品牌的塑钢窗进行分类。

在 SVM 模型中，通过调整惩罚因子 C 和 RBF 伽马值 σ 的参数组合，塑钢窗样本分别在“金鹏”“海螺”等 6 个品牌中实现了 100% 的分类准确率。并利用此最佳模型对“海螺”品牌四个批次的塑钢窗样本成功进行了分类，其分类准确率达到 100%。

面对侦查过程中品牌批次复杂的塑钢窗物证，利用 FDA-基于最佳参数的 SVM 模型能够对塑钢窗样本的品牌、批次进行准确区分，实现了“品牌-批次”二维特征刻画与识别，同时可以应用到其他物证鉴定领域。

参 考 文 献

- [1] 冯光荣. PVC 塑钢窗的结构形式在建筑节能设计中的应用[J]. 塑料工业, 2016, 44(2): 137-140.
Feng G R. Application situation of the structure forms of PVC plastic-steel window in eco design for building[J]. China Plastics Industry, 2016, 44(2): 137-140.
- [2] 何欣龙, 王继芬, 何亚, 等. Bayes 判别的塑钢窗红外光谱快速识别[J]. 激光杂志, 2019, 40(11): 33-37.
He X L, Wang J F, He Y, et al. Infrared spectroscopy identification of plastic steel windows based on Bayes discrimination analysis[J]. Laser Journal, 2019, 40(11): 33-37.
- [3] 王兴平, 彭冬, 李佳胜, 等. 基于波长调制吸收光谱的燃烧流场二维重建[J]. 中国激光, 2021, 48(7): 0711002.
Wang X P, Peng D, Li J S, et al. Two-Dimensional Reconstruction of Combustion Flow Field Using Wavelength-Modulated Absorption Spectra[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(7): 0711002.
- [4] Edelman G, Manti V, van Ruth S M, et al. Identification and age estimation of blood stains on colored backgrounds by near infrared spectroscopy[J].

- Forensic Science International, 2012, 220(1/2/3): 239-244.
- [5] Kumar R, Sharma K, Sharma V. Bloodstain age estimation through infrared spectroscopy and Chemometric models[J]. Science & Justice, 2020, 60(6): 538-546.
- [6] 许彩艳, 陈鑫鹏, 王蕊, 等. 基于交易信息的个人信用风险建模与实证分析[J]. 兰州财经大学学报, 2019, 35(1): 58-69.
Xu C Y, Chen X P, Wang R, et al. Modeling and empirical analysis of personal credit risk based on transaction information[J]. Journal of Lanzhou University of Finance and Economics, 2019, 35(1): 58-69.
- [7] 薛哲, 赵宗耀, 陈家旭, 等. 以六种疾病为例研究基于统计注意力的神经网络模型在证名诊断中的应用[J]. 北京中医药大学学报, 2021, 44(4): 358-365.
Xue Z, Zhao Z Y, Chen J X, et al. Applied research of SANN model in the diagnosis of traditional Chinese patterns with six diseases data as examples[J]. Journal of Beijing University of Traditional Chinese Medicine, 2021, 44(4): 358-365.
- [8] 万里洋, 吴和成. 城市空气污染脆弱性评价模型及实证研究[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 183-194.
Wan L Y, Wu H C. Evaluation model of urban air pollution vulnerability and an empirical study[J]. Control and Decision, 2020, 35(1): 183-194.
- [9] Tao X M, Ren C, Li Q, et al. Bearing defect diagnosis based on semi-supervised kernel local fisher discriminant analysis using pseudo labels[J]. ISA Transactions, 2021, 110: 394-412.
- [10] 邓鑫岭, 童晶晶, 高闽光, 等. 开路傅里叶变换红外光谱层析重建算法仿真[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 0707001.
Deng J L, Tong J J, Gao M G, et al. Simulation of Tomographic Reconstruction Algorithms for Open-Path Fourier Transform Infrared Spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(7): 0707001.
- [11] Chen Q S, Zhao J W, Fang C H, et al. Feasibility study on identification of green, black and oolong teas using near-infrared reflectance spectroscopy based on support vector machine (SVM)[J]. Spectrochimica Acta Part A:

- Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2007, 66(3): 568-574.
- [12] Thissen U, Pepers M, Üstün B, et al. Comparing support vector machines to PLS for spectral regression applications[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 73(2): 169-179.
- [13] Chauchard F, Cogdill R, Roussel S, et al. Application of LS-SVM to non-linear phenomena in NIR spectroscopy: development of a robust and portable sensor for acidity prediction in grapes[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 71(2): 141-150.
- [14] 刘嘉敏, 郑超, 张丽梅, 等. 基于图像重构特征融合的高光谱图像分类方法[J]. 中国激光, 2021, 48(9): 0910001.
Liu J M, Zheng C, Zhang L M, et al. Hyperspectral Image Classification Method Based on Image Reconstruction Feature Fusion[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(9): 0910001.
- [15] 李勇, 金秋雨, 赵怀慈, 等. 基于改进残差密集网络的高光谱重建[J]. 光学学报, 2021, 41(7): 0730001.
Li Y, Jin Q Y, Zhao H C, et al. Hyperspectral Image Reconstruction Based on Improved Residual Dense Network[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(7): 0730001.
- [16] Chen H Z, Xu L L, Ai W, et al. Kernel functions embedded in support vector machine learning models for rapid water pollution assessment via near-infrared spectroscopy[J]. Science of the Total Environment, 2020, 714: 136765.
- [17] Huang J, Shao X, Wechsler H. Face pose discrimination using support vector machines (SVM)[C]//Proceedings of Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170), August 20, 1998, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 1998: 154-156.
- [18] 林升梁, 刘志. 基于RBF核函数的支持向量机参数选择[J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(2): 163-167.
Lin S L, Liu Z. Parameter selection in SVM with RBF kernel function[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2007, 35(2): 163-167.
- [19] Tharwat A. Parameter investigation of support vector machine classifier with kernel functions[J]. Knowledge and Information Systems, 2019, 61(3): 1269-1302.