

激光与光电子学进展

基于支持向量机算法的 X 射线荧光光谱纸张 灰烬识别研究

李春宇¹, 刘金坤¹, 姜红^{1*}, 徐乐乐¹, 满吉²

¹中国人民公安大学刑事科学技术学院, 北京 100038;

²北京华仪宏盛技术有限公司, 北京 100123

摘要 为了分析纸张灰烬的主要成分并判别纸张种类, 实验将 30 种品牌的纸张制备成纸张灰烬, 用 X 射线荧光光谱仪测量其主要成分, 基于测量数据训练支持向量机(SVM)分类器, 最终实现了纸张种类和品牌来源的判别。实验精确测量 90 组纸张灰烬的主要成分数据, 按比例随机生成训练集和测试集; 在 MATLAB 实验平台上, 利用交互式检验法确定径向基核函数的最佳参数 c, g , 建立了支持向量机分类模型; 研究了训练集测试集比例与测试准确率的关系, 当训练集测试集比例为 17:1 时, 模型测试准确率可达 100%; 最后, 用 Pearson 相关系数分析造成模型误判的原因。研究表明, 支持向量机分类模型能有效实现样品分类, 可用于测试纸张灰烬的种类和品牌来源, 有益于法庭科学中相关问题的解决并且为公安民警在犯罪现场收集物证提供帮助。

关键词 光谱学; X 射线荧光光谱; 纸张灰烬; 支持向量机算法; 交互式检验; Pearson 相关系数

中图分类号 TS77; TS761

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0330006

Identification of X-Ray Fluorescent Spectral Paper Ashes Based on Support Vector Machine Algorithm

Li Chunyu¹, Liu Jinkun¹, Jiang Hong^{1*}, Xu Lele¹, Man Ji²

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

²Beijing Huayi Hongsheng Technology Co. Ltd., Beijing 100123, China

Abstract To analyze the main components of paper ashes and distinguish paper types, the experiment mentioned in this study prepared 30 brands of paper into paper ashes, using an X-ray fluorescent spectrometer to measure its main components. Using measurement data trained by support vector machine (SVM) classifier, the paper type and brand source were determined. The experiments accurately determined the main component data of 90 sets of paper ashes, and randomly and proportionally generated training and test sets. Using the MATLAB experimental platform, the best parameters c and g of radial-base core functions were determined by interactive testing method, and a support vector machine classification model was established. The reasons for the model misjudgment were analyzed using Pearson correlation coefficients. This study shows that an SVM classification model can effectively achieve sample classification, can be used to test the type of paper ashes and brand source, is beneficial to solve the court-science-related problems, and can provide assistance for police to collect physical evidence at a crime scene.

收稿日期: 2020-05-06; 修回日期: 2020-06-17; 录用日期: 2020-07-06

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0822004, 2019YFF0303405)、公安部技术研究计划(2019JSYJC21)、中央高校基本科研业务费项目(2019JKF109)

*E-mail: jiangh2001@163.com

Key words spectroscopy; X-ray fluorescence spectra; paper ashes; supporting vector machine algorithm; interactive testing; Pearson correlation coefficient

OCIS codes 300.6280; 300.6560

1 引言

在爆炸或纵火案件中,现场勘验人员经常会发现物质燃烧留下的灰烬,但难以辨认这些灰烬到底是什么物品燃烧所致,也很难从灰烬中找到有价值的证据。为了解决这一问题,且保证不丢失任何与犯罪嫌疑人有关的物证前提下,应当对物质燃烧灰烬作深层次的研究。纸张灰烬作为一种常见的燃烧残留物,因其种类多,不同纸张燃烧后的灰烬也有差别,故纸张灰烬是一类很好的研究对象^[1]。

法庭科学中,对于纸类物品分类检验的方法常有扫描电镜法、拉曼光谱法、傅里叶红外光谱法、X射线荧光光谱法等。X射线荧光光谱可以直接显现被检测物体的光谱特征,而且也能准确测得元素的种类和含量,对于纸张灰烬的研究非常有用^[2-3]。郭鹏等^[4]应用波长散射型X射线荧光光谱仪测量29种烟用内衬纸的微量元素,用聚类分析法将不同品牌的烟用内衬纸样品进行分类。陈壮等^[5]研究不同品牌和批次的一次性纸杯,使用X射线荧光光谱仪测定其元素组成,结合定性和半定量分析法将31个品牌一次性纸杯进行分类。王丹等^[6]利用X射线荧光光谱结合聚类分析法将45个不同来源和用途的纸张灰烬分类,得到了预期的实验结果。以上学者在光谱检验数据分类时都用到了聚类分析法,探索性地对纸张样品按组分类,但缺点是不能精确到每一个样品,因此实验结果有一定的局限性。支持向量机(SVM)是一种监督学习模型,可以用作模式识别、分类和回归分析,它在解决小样本、非线性及高维模式识别中有很大的优势,被广泛应用于不同领域。徐天扬等^[7]用SVM构建蜜蜂品种分类模型,对不同品种蜜蜂的分类效果明显,测试准确率为97%。张丽秀等^[8]用SVM模型对混凝土在电镜下的图像进行特征提取和分类判定,分类准确性为79.7%。于洋等^[9]基于SVM算法对11种塑料光谱进行分类,算法平均识别精度达到了98.73%。

本文采集了30种不同品牌和材质的纸张,制成灰烬后,用X射线荧光光谱仪测出纸张灰烬的元素含量。将每一种元素作为样品分类指标建立数据集,运用SVM分类模型,对部分样本集训练后,再用测试集检验训练效果,并对误判样本进行分析,提高了样品的分类准确率。通过分类学习可以判断纸张组分和纸张品牌来源,有利于物证检验中损毁纸张的种属认定。

2 实验部分

2.1 实验仪器及样品

实验仪器为X-MET8000 X射线荧光光谱仪(英国牛津公司)。X射线管:Rh阳极靶,最大电压为40 kV,最大电流为60 mA,功率为1.8 kW;探测器:大面积高分辨率半导体探测器;工作环境温度:-20~50 °C;测量元素:Mn、Cr、Ni、Mo、Cu、Ti、Nb、Zr、Sn、Pb、Bi、Pd等30多种元素。

实验样品制备。为了更好地贴近实际的公安工作,提高研究方法的实用性,本文实验采集了市面上不同品牌的30种纸张样品,分别将纸张样品放入干锅中点燃并等待其完全燃烧。样品燃烧殆尽后,待纸张灰烬自然冷却,随后用干净的玻璃棒均匀混合,并取样放置于塑料袋中。纸张样品的材质和品牌来源如表1

表1 纸张样品表

Table 1 Paper sample

Label	Material	Description
1	Work paper	Yu Rongfeng's Notebook
2	Work paper	M&G scrap book
3	Work paper	PPSUC's scrap book
4	Work paper	PPSUC's note book
5	Wrap paper	BASTO shoes box
6	Wrap paper	Guirenniao shoes box
7	Rice paper	Copybook depict paper
8	Copybook paper	Copybook paper
9	Postcard paper	PPSUC postcard
10	Postcard paper	Envelope
11	Ivory board paper	Lianhua Qingwen wrap box
12	Ivory board paper	SITILON mask box
13	Chip board paper	Franzzi wrap box
14	Chip board paper	CROWN bread box
15	Ivory board paper	BASTO shoes box
16	Thin plastic paper	ViTa tea box
17	Ivory board paper	DHC box
18	Ivory board paper	MAC box
19	Ivory board paper	Sock box
20	Ivory board paper	Auberge box
21	Pictorial paper	PPSUC keepsake box
22	Pictorial paper	Alipay advertising brochure
23	Pictorial paper	Holiland advertising brochure
24	Instructions paper	Auberge instructions
25	Invoice paper	PPSUC invoice
26	Double side paper	Fruit knife wrap box
27	Name card paper	Cartoon card
28	Express bill paper	ZTO express bill
29	Oil surface sticker paper	White oil surface sticker paper
30	Oil surface sticker paper	Yellow oil surface sticker paper

所示。最后,将每一种品牌的纸张设定唯一的测试标签,并将标签贴于包装袋上。在制作样品的过程中,应注意避免手部与纸张直接接触,以防污染样本,可采用倾倒或者镊子夹取等方式进行操作。

2.2 实验方法

将制备好的待测样品装入样品杯中,盖上测试膜,用 X 射线荧光光谱仪对待测样本进行时间和功率优选,然后进行测量,重复该操作直至所有待测样本测试完毕。为避免不利条件,影响光谱测量结果,每测试 1 个样品,均需对样品杯进行清洁处理。

对 1~30 号实验样品分别测试,每种测 3 次,共得到 90 组数据。由于相同样品的不同测量结果相似性较高,不同样品的测量结果相似性较低,故可以用 SVM 模型学习样品间的微小偏差,准确预测样品标签。模型训练过程中,90 组数据均作为有效数据。

2.3 SVM 算法原理

SVM 算法是有目标输出的学习型算法。SVM 的中心思想是构造支持向量 X_i 和输入层向量 X_n 之间的内积核, $K(X, X_n)$ 为核函数,如图 1 所示,其种类有:径向基核函数、两层感知器核函数、多项式核函数。已经有学者经过试验研究发现,不同种类的核函数对 SVM 算法的结果影响很小,能产生重要作用的是惩罚参数 c 和可变常数项 g 。因此,本研究将针对径向基核函数的参数取值建立最优 SVM 分类模型^[10-15]。

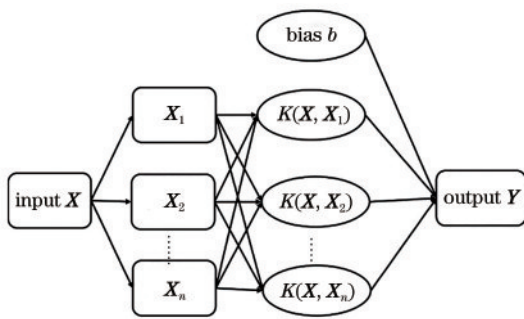


图 1 SVM 系统结构

Fig. 1 SVM system structure

SVM 的实现可以采用 MATLAB 软件和 Lin Chin-Jen 开发的 Libsvm (A Library for Vector Machine) 工具箱。Libsvm 工具箱中, SVM 相关参数的可调性小,大多都为默认参数,且 Libsvm 工具箱对样本有交互式检验的功能,实用性很强^[8]。在处理数据集时,可以设定训练集个案为 (X_i, y_j) , 其中属性值 $X_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \in \mathbb{R}^n$; 每一组属性值的标

签 $y_j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$, j 为组数。低维向量 $X_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 通过函数 $\varphi(x) = [\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_n(x)]$ 映射到一个高维空间中,其中, $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_n(x)$ 为 n 维径向基函数 (RBF), $\varphi(x)$ 的函数表达式为

$$K(X_i, x_j) = \varphi(X_i)^T \varphi(x_j) = \exp(-g \|X_i, x_j\|^2), \quad g > 0, \quad (1)$$

式中: g 为 RBF 核函数的变量; $\|\cdot\|^2$ 为二阶范数。

低维 $\varphi(x)$ 由 RBF 映射成高维 $\varphi(x_i)$ 之后, SVM 就可以在高维空间构造最优的分类超平面,使得不同样本的分布区间间隔最大化。最优化是通过拉格朗日函数来实现的,即

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_i} & \left(\frac{1}{2} W^T W + c \sum_{i=1}^l \xi_i \right), \\ \text{s.t. } & y_i [W^T \varphi(X_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l, \end{aligned} \quad (2)$$

式中: W 为超平面的法向量; b 为超平面常数项; c 为惩罚参数; ξ_i 为松弛变量; l 为第 l 个样本。函数 (2) 式的对偶式为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \left[\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \varphi(X_i)^T \varphi(X_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \right], \\ \text{s.t. } & 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l, \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \end{aligned} \quad (3)$$

式中: α_i, α_j 为拉格朗日乘子; C 为常数。由此可以得到非线性 SVM 分类器方程为

$$F(X) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \varphi(X_i)^T \varphi(X) + b \right], \quad (4)$$

式中: sign 为分类决策函数,

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0. \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (5)$$

(1) 式中的参数 g 决定了数据映射到新的特征空间后的分布, (2) 式中的惩罚系数 c 表示对误差的宽容度。 c, g 两个参数的选取对于 SVM 分类器的建立很重要,能够提高样品分类的准确性。

2.4 交互式检验法

交互式检验法^[16-19]是用来验证分类器性能的一种统计分析方法。 c, g 两个参数可以通过交互式检验法来确定。首先要设定 c, g 的参数范围: $c = 2^i, g = 2^j, (i, j) \in \mathbb{R}$ 。在任意一组 (c_i, g_j) 参数下,数据集被分成 5 个子集,首先将其中一个子集作为测试集对分类器进行训练,其他 4 个子集用于检验。这样

就会产生 5 种 4+1 组合模式,每一种模式建立的 SVM 模型都会有一种平均准确率,最后将最大的平均准确率作为 c 、 g 参数的最佳选择。

3 SVM 模型建立

建立 SVM 训练模型是数据分类的关键(见图 2)。1)需要确定能够评价纸张灰烬样品种类的特征元素,建立数据集。2)将数据集分成训练集和测试集,对数据进行归一化处理,利用交互式验证法优化 c 、 g 参数,进一步得到训练模型。3)对训练集样本进行训练,利用模型学习能力预测测试集样本,根据平均识别精度确定 SVM 训练模型的有效性。

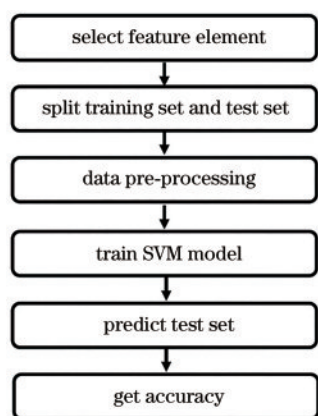


图 2 SVM 训练模型图

Fig. 2 SVM training model

3.1 纸张灰烬特征元素的选取

实验过程中,由 X 射线荧光光谱仪测得的纸张灰烬的元素种类有很多,根据不同纸张灰烬共有元素的含量和造纸过程中纸张的化学填料,可以选取以下特征元素作为数据集分类指标,如表 2 所示。

3.2 确定训练集和测试集

在 MATLAB 操作界面下,清空环境变量,导入数据。为保证训练的准确度,重新分配数据,用 randperm 随机函数将 90 组数据按照 17:1 比例分成训练集和测试集。

3.3 数据预处理

在 SVM 训练结构中,当输入数据都为正值时,与第一隐含层神经元相连的权值只能同时增加或减小,从而导致学习速度很慢。另外,在数据中常存在奇异样本数据,这些数据可能会增加模型训练时间,导致模型无法收敛。为了加快网络学习速度,避免出现模型无法收敛现象,可以对输入数据进行归一化映射。 $[0,1]$ 区间的归一化映射关系为

表 2 纸张中化学物质的特征元素

Table 2 Feature elements of chemical composition in paper

Chemical composition	Function	Feature element
CaCO ₃	To increase impermeability and gloss of paper	Ca
ZnSO ₄	Whitening agent	Zn
ClO ₂	Bleach	Cl
HBr	Fungicides and inhibitors	Br
TiO ₂	Whitening agent	Ti
Pb	Printing ink	Pb
FeSO ₄	Compound salt and plant absorption	Fe
Na ₂ SnO ₂	Preservatives and fuel-assisted agents	Sn
CuSO ₄	Better flocculation and de-impurity	Cu
NiO	Catalyst	Ni
CoO ₃	Catalysts and dyes	Co

$$f: x \sim y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (6)$$

式中: x_{\min} 和 x_{\max} 为原始数据的最小值、最大值。

在 MATLAB 中, mapminmax 函数可以实现数据归一化, 函数映射关系式为

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min})(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (7)$$

式中: y 是映射的范围参数; y_{\max} 为 y 的最大值; y_{\min} 为 y 的最小值。当 $y_{\min} = 0$, $y_{\max} = 1$ 时, 可以实现 (6) 式 $[0,1]$ 区间的归一化。

3.4 创建 SVM 分类器

实验设定参数 c 和 g 的取值范围为 $[-10, 10]$; 为提高模型的运算效率, 设定步长为 0.2; 为有效终止训练, 设置误差阈值为 10^{-4} ; 设置交叉验证参数, 系统默认为 5, 即训练集分成 5 部分, 组成 5 种 4+1 模式, 通过交叉验证, 遍历循环每一个训练集样本, 找到最优参数 c 为 1, g 为 0.1。用 svmtrain 函数生成 SVM 分类模型, 模型函数为

$$m_{\text{model}} = \text{svmtrain}(t_{\text{train_label}}, t_{\text{train_matrix}}, c_{\text{cmd}}), \quad (8)$$

式中: $t_{\text{train_label}}$ 为训练集标签; $t_{\text{train_matrix}}$ 为训练集的属性矩阵; c_{cmd} 为分类问题的字符串参数。

针对训练模型, 用 plot 图表函数绘制样本标签编号(表 1)与样本类别坐标图, 如图 3 所示。

由图 3 可知, SVM 分类模型的输出结果在很大程度上与真实类别重合, 85 组训练数据中只有 1 组

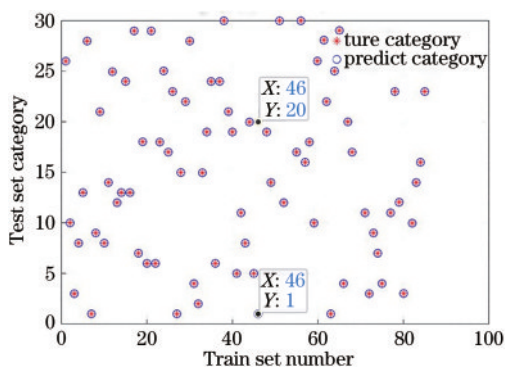


图 3 训练集 SVM 学习结果(精度为 98.8235%)

Fig. 3 SVM learning results for training set (accuracy is 98.8235%)

数据被误判, 20#样品被误判成 1#样品, 这说明模型训练数据很有效, 可以对测试集进行预测。

4 分析与讨论

4.1 SVM 实验模型分析

用训练好的 SVM 模型对 5 组测试集样本进行预测, 预测结果如图 4 所示, 图中所有样品真实值与测试值一一对应, 没有出现误判。可以通过 svmpredict 函数计算样本分类准确率, 函数关系为

$$[p_{\text{predict_label}}, a_{\text{accuracy}}] = \text{svmpredict}(l_{\text{label}}, m_{\text{matrix}}, m_{\text{model}}), \quad (9)$$

式中: l_{label} 为测试集对照标签; m_{matrix} 为测试集属性矩阵; $p_{\text{predict_label}}$ 为预测标签; a_{accuracy} 为样品分类准确率。最终得到纸张灰烬样品的分类准确率为 100%。

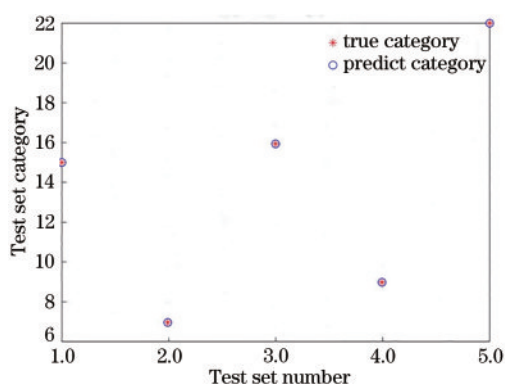


图 4 测试集 SVM 预测结果(精度为 100%)

Fig. 4 SVM prediction results for test set (accuracy is 100%)

为了评估训练集与测试集样本分配比例是否对分类准确率造成影响, 将实验数据比例划分成 5:4、6:3、7:2、8:1 和 17:1 来验证 SVM 分类模型, 得到误判样本标签数和分类准确率, 如表 3 所示。

由表 3 可知, 实验准确率会随着训练集数据的

表 3 训练集与测试集数据比例验证表

Table 3 Proportion validation table of data in training set to data in test set

Proportion	Misjudged sample number	Accuracy / %
5:4	16	82.20
6:3	13	85.50
7:2	6	92.20
8:1	2	97.70
17:1	0	100.00

增加而升高, 当训练集与测试集数据比例为 17:1 时, 分类准确率最高。

在 SVM 模型中, 1#和 20#样本预测错误, 可通过分析其相关性来寻找误判原因。这里用 Pearson 相关系数来确定样品间的相关性^[20]。Pearson 系数是一个介于 -1 和 1 之间的值: 两组数据计算结果越接近区间两端, 数据相关性越强; 当计算结果趋于 0 时, 两组数据之间不存在线性相关关系。分析时首先得到两个样本的均值, 如表 4 所示。

表 4 样品元素指标均值表

Table 4 Sample element indicator mean table

unit: $\mu\text{g}\cdot\text{mg}^{-1}$

Sample	Zn	Br	Cl	Ca	Ti	Fe	Pb	Sn	Co	Cu	Ni
1#	15183	0	416	260	91	224	42	54	11	0	17
20#	13647	0	354	256	94	190	39	43	16	0	16

根据均值, 求得 1#样品与 20#号样品的 Pearson 相关系数为 0.99, 可以判定两组样品元素指标间的相关性很强, 燃烧纸张的材质相似度很高, SVM 模型很难将其区分开来, 容易产生误判。因此, 除去相关性很强的纸张灰烬样本, 在保证训练集样本数据量充足的情况下, SVM 分类模型精确度很高, 能够有效研究不同品牌不同来源的纸张灰烬。

4.2 均值对 SVM 模型影响的分析

为研究均值对模型预测结果是否产生影响, 在训练集与测试集数据比例为 7:2、8:1、17:1 不变的情况下, 分别求得每一类样本的均值, 将均值加入原始数据集并替换掉部分原始数据, 用新的数据集对 SVM 模型训练和测试, 结果如表 5 所示。

实验发现, 添加均值后模型的准确率与不加均值时有一定的差别, 数据比例为 17:1 时两者的精度相当, 但从总体上来看, 用原始数据直接建立模型, 测试准确度更高。因此, 同一种类样本间元素指标的微小偏差正是 SVM 模型所需, 如果求得均值, 所得到的数据虽然稳定性好, 但微小偏差因素被排除, SVM 训练能力会下降, 预测效果也会降低。

表 5 原始测试集与加入均值的测试集的 SVM 预测精度对比

Table 5 Accuracy comparison between original test set and new test set after adding mean value

Proportion	Accuracy after adding mean/%	Accuracy for original test set /%
7:2	85	92.20
8:1	90	97.70
17:1	100	100.00

5 结 论

利用 SVM 分类器可以将不同品牌不同来源的纸张灰烬分类,当有新的样本加入时,SVM 分类器可准确判断出它的所属类别,整个过程方便、快捷,这为纸张的种属鉴定提供了新的科学方法。然而,部分品牌纸张灰烬属于同类型材质纸张,元素含量相近,易导致预测结果错误。实验数据品牌多,每个品牌测试次数较少,易出现错误预测。下一步将精简品牌数,增加同类纸张灰烬测试次数,通过获得足量的数据来提高准确率。另外将针对其他算法模型进行研究,通过对比 SVM 模型,继续探寻更优的分类方法。

参 考 文 献

- [1] Huang C, Li J H. Research on characteristics of burning residue by SEM and EDS [J]. Fire Science and Technology, 2014, 33(8): 965-968.
黄超,李继红.燃烧残留物特征的扫描电镜能谱机研究[J].消防科学与技术,2014,33(8):965-968.
- [2] Chen Z H, Li J Q, Zhao Z L, et al. Establishment and application of testing method for fluorescence based soft X-ray absorption spectrum [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0330002.
陈振华,李俊琴,赵子龙,等.软 X 射线荧光吸收谱测试方法的建立与应用[J].光学学报,2019,39(3):0330002.
- [3] Tan B Z, Yang Q G, Du L L, et al. Spherical crystal based on X-ray fluorescence imaging with high spectral resolution and full field of view [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1134001.
谭伯仲,阳庆国,杜亮亮,等.基于球面晶体的高光谱分辨全视场 X 射线荧光成像[J].光学学报,2019,39(11):1134001.
- [4] Guo P, Jiang H. A study on analysis of inner liner for cigarette by Raman [J]. China Pulp & Paper Industry, 2016, 37(12): 53-58.
郭鹏,姜红.拉曼光谱检验烟用内衬纸的研究[J].中华纸业,2016,37(12):53-58.
- [5] Chen Z, Jiang H, Li C Y, et al. A study on disposable paper cups tested by X-ray fluorescence spectroscopy [J]. China Pulp & Paper Industry, 2018, 39(22): 32-36.
陈壮,姜红,李春宇,等.X 射线荧光光谱法检验一次性纸杯的研究[J].中华纸业,2018,39(22):32-36.
- [6] Wang D, Jiang H. A study on the test of carbonless copy paper by portable X-ray fluorescent spectrum [J]. China Pulp & Paper Industry, 2019, 40(24): 34-38.
王丹,姜红.便携式 X 射线荧光光谱仪检验无碳复写纸的研究[J].中华纸业,2019,40(24):34-38.
- [7] Xu T Y, Yang J, Sun X R, et al. Mid-infrared spectroscopy analysis combined with support vector machine for rapid discrimination of botanical origin of honey [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 063003.
徐天扬,杨娟,孙晓荣,等.中红外光谱法结合支持向量机快速鉴别蜂蜜品种[J].激光与光电子学进展,2018,55(6):063003.
- [8] Zhang L X, Tian T, Wang J H. Image recognition based on SVM concrete electron microscope image [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science), 2020, 36(1): 148-154.
张丽秀,田甜,王俊海.基于 SVM 混凝土电镜图像类型识别[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2020,36(1):148-154.
- [9] Yu Y, Hao Z Q, Li C M, et al. Identification of plastics by laser-induced breakdown spectroscopy combined with support vector machine algorithm [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(21): 290-296.
于洋,郝中琪,李常茂,等.支持向量机算法在激光诱导击穿光谱技术塑料识别中的应用研究[J].物理学报,2013,62(21):290-296.
- [10] De Cooman T, Vandecasteele K, Varon C, et al. Personalizing heart rate-based seizure detection using supervised SVM transfer learning [J]. Front Neurol, 2020, 11: 145.
- [11] Hu Y R, Li J Q, Liu H G, et al. Based on the identification of the types of infrared spectroscopy of common wild edible bovine liver bacteria in Yunnan based on support vector machines [J]. Food Science, 2020(4): 1-11.
胡翼然,李杰庆,刘鸿高,等.基于支持向量机对云南常见野生食用牛肝菌红外光谱的种类鉴别研究[J].食品科学,2020(4):1-11.

- [12] Ma Y J, Ma Y T, Chen J H. Vehicle recognition based on multi-layer features of convolutional neural network and support vector machine [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141001.
马永杰, 马芸婷, 陈佳辉. 结合卷积神经网络多层特征和支持向量机的车辆识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141001.
- [13] Li D, Jin Y Y, Tong Y, et al. Intelligent detection and defect classification of infusion bags based on support vector machine[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 131502.
李丹, 金媛媛, 童艳, 等. 基于支持向量机的输液袋智能检测与缺陷分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 131502.
- [14] Yang M, Zhang B, Song Y L. Application of support vector machine based on optimized kernel function in people detection [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041001.
杨萌, 张葆, 宋玉龙. 基于优化核函数支持向量机在行人检测中的应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(4): 041001.
- [15] Wang S T, Zhang C X, Wang Z F, et al. Application of least squares support vector machine in fluorescence detection of sodium methylparaben [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 073001.
王书涛, 张彩霞, 王志芳, 等. 最小二乘支持向量机在对羟基苯甲酸甲酯钠荧光检测中的应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 073001.
- [16] Zhou H M, Chen T B, Liu M H, et al. Quantitative analysis of chromium in rice husks by laser induced breakdown spectroscopy based on particle swarm optimization-support vector machine [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2020, 48(6): 811-816.
周华茂, 陈添兵, 刘木华, 等. 基于粒子群算法-支持向量机-激光诱导击穿光谱技术对稻壳中铬元素的定量分析模型[J]. *分析化学*, 2020, 48(6): 811-816.
- [17] Liu L R, Zhan X J. Exploration of classification of syndrome patterns of urticaria based on BP neural network and support vector machine[J]. *Journal of Guangzhou University of Traditional Chinese Medicine*, 2020, 37(3): 573-577.
刘丽蓉, 詹秀菊. 基于BP神经网络和支持向量机的荨麻疹证候分类探讨[J]. *广州中医药大学学报*, 2020, 37(3): 573-577.
- [18] Lee S H, Mazumder J, Park J, et al. Ranked feature-based laser material processing monitoring and defect diagnosis using k -NN and SVM [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, 55: 307-316.
- [19] Azarmdel H, Jahanbakhshi A, Mohtasebi S S, et al. Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM) [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 166: 111201.
- [20] Sciuti L F, Mercante L A, Correa D S, et al. Random laser in dye-doped electrospun nanofibers: study of laser mode dynamics via temporal mapping of emission spectra using Pearson's correlation [J]. *Journal of Luminescence*, 2020, 224: 117281.