

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.06.019

# 基于XRF与一维卷积神经网络的汽车保险杠分类与识别

姜红<sup>1,2,3</sup>, 施磊<sup>3</sup>, 鞠晨阳<sup>4</sup>

(1. 湖南警察学院刑事科学技术系, 长沙 410138; 2. 北京汇正卓越科技有限公司司法鉴定中心, 北京 102446;

3. 中国人民公安大学侦查学院, 北京 100038; 4. 广州市公安局, 广州 510030)

**摘要:** 为建立一种简便快速、准确可靠且无损的汽车保险杠分类方法, 利用能量色散型X射线荧光光谱(XRF), 在电压40 kV、电流60 mA、测试时间90 s时, 对60个不同厂家、不同车型的汽车保险杠样品进行检测与分析。首先, 对XRF检测出的保险杠9种主要元素进行主成分分析降维和标准化处理, 然后用K均值(K-means)聚类算法将60个样品分为4类, 并采用高斯混合模型聚类算法探究聚类结果的准确性。同时, 基于聚类结果构建一维卷积神经网络判别模型, 在卷积层后插入了简易通道注意力模块, 并增加全局池化压缩特征, 提升模型判别预测能力, 选用交叉熵损失评估模型的收敛性和训练效果。通过500轮的循环, 发现损失函数逐渐下降并趋于稳定, 该模型预测判别的综合准确率可达95.83%。建立的汽车保险杠分类方法简单快速、准确可靠且对样品无损伤, 可以实现对汽车保险杠的快速识别和分类, 有助于侦查人员追溯汽车保险杠的来源和流通渠道, 也可为此类物证的检验鉴定提供技术支持。

**关键词:** X射线荧光光谱; 汽车保险杠; 聚类算法; 卷积神经网络; 分类

**中图分类号:** O657.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)06-0134-06

## Classification and identification of automotive bumpers based on X-ray fluorescence spectroscopy and one-dimensional convolutional neural network

JIANG Hong<sup>1,2,3</sup>, SHI Lei<sup>3</sup>, JU Chenyang<sup>4</sup>

(1. Department of Forensic Science, Hunan Police Academy, Changsha 410138, China; 2. Judicial Appraisal Center, Beijing Huizheng Zhuoyue Technology Co., Ltd., Beijing 102446, China; 3. School of Criminal Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China; 4. Guangzhou Municipal Public Security Bureau, Guangzhou 510030, China)

**Abstract :** To establish a simple, rapid, accurate, reliable, and non-destructive classification method for automobile bumpers, energy-dispersive X-ray fluorescence spectroscopy (XRF) was employed for detecting and analyzing 60 automobile bumper samples from different manufacturers and vehicle models at the voltage of 40 kV, current of 60 mA, and testing time of 90 s. Initially, principal component analysis was applied for dimensionality reduction and standardization of the nine major elements of the bumper samples detected by XRF. Subsequently, the K-means clustering algorithm was utilized to categorize the 60 samples into four clusters, and the Gaussian mixture model algorithm was employed to assess the accuracy of the clustering results. Meanwhile, based on the clustering outcomes, the one-dimensional convolutional neural network discriminative model was constructed. The simplified channel attention module was inserted behind the convolutional layer, and the global pooling was added to compress features, thereby enhancing the model's discriminative and predictive capabilities. The cross-entropy loss was selected to evaluate the model's convergence and training performance. After 500 training epochs, it is observed that the loss function gradually decreases and stabilizes, the model can achieve the comprehensive accuracy of 95.83% for predicting and discriminating. The established classification method of automobile bumpers is simple, rapid, accurate, reliable, and non-destructive to the samples. It enables rapid identification and classification of automobile bumpers, assisting investigators in tracing the origin and distribution channels of automobile bumpers and providing technical support for the examination and identification of such physical evidence.

**Keywords :** X-ray fluorescence spectroscopy ; automotive bumper ; clustering algorithm ; convolutional neural network ; classification

通信作者: 姜红, 硕士, 教授, 硕士生导师, 主要从事理化检验方面的研究

收稿日期: 2025-03-19

引用格式: 姜红, 施磊, 鞠晨阳. 基于XRF与一维卷积神经网络的汽车保险杠分类与识别[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(6): 134-139.

JIANG Hong, SHI Lei, JU Chenyang. Classification and identification of automotive bumpers based on X-ray fluorescence spectroscopy and one-dimensional convolutional neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(6): 134-139.

在交通事故案件现场,经常能提取到汽车保险杠残片。由于保险杠位于汽车车身后最外侧,因此,常会因碰撞而破裂成碎片散落在现场,或因刮蹭而附着在被撞客体的表面。通过对其进行检验分析,能够快速锁定车辆类别,有助于交通事故中碰撞事实的确定和肇事责任的认定,为侦破交通事故案提供线索、指明方向。目前,检验汽车塑料保险杠的方法主要有红外光谱法,高效液相色谱法、高光谱法、X射线荧光光谱(XRF)法<sup>[1-6]</sup>等。相比其他分析技术,XRF法快速、无损,可以预筛选大量样品,精度高。笔者采用XRF技术对60个不同厂家、不同品牌、不同车型的汽车塑料保险杠样品进行检验分析,针对测试结果中的主要元素首先进行主成分分析(PCA)降维和标准化处理,并用K均值(K-means)聚类算法和高斯混合模型(GMM)聚类算法探究最佳聚类结果,最后基于聚类结果构建一维卷积神经网络(1D-CNN)分类判别模型,最终取得了较好的实验结果。

## 1 实验部分

### 1.1 实验样品

选择市场占有率高、销量大的不同品牌、不同车型的汽车保险杠样品60个(样品表略)。

### 1.2 实验仪器

XRF仪:X-MET8000,英国牛津仪器公司。

### 1.3 实验方法

选择不同汽车保险杠中保存完整、粒度分布均匀、颜色一致的部分作为检测目标样品,用水清洗后晾干,切取样品内部干净、厚薄均匀、表面平整的部分,用酒精棉签擦拭晾干,然后使用XRF仪(该仪器分光方式为能量色散,探测器可一次性接收所有能量的X射线荧光信号,从而实现多元素同步快速分析)对样品进行测试,测试过程中铑(Rh)为阳极靶、电压为40 kV、电流为60 mA、使用FT-plastic模式、测试时间为90 s。每个样品测3次,取平均值。

## 2 结果与讨论

### 2.1 保险杠样品的XRF测试结果分析

汽车保险杠的材料主要有聚丙烯(PP)和聚碳酸酯(PC),此外,还有片状模塑复合材料(SMC)和玻璃纤维毡增强热塑性塑料(GMT)等<sup>[7-8]</sup>。通过XRF测试,发现汽车保险杠样品中的元素有17种,主要元素有9种(部分样品的测试结果见表1)。有70%以上的样品中Ca元素含量很高,Ti和Cl元素的含量也较高。这是因为保险杠样品的填料成分主要有CaCO<sub>3</sub>、TiO<sub>2</sub>及氯化聚烯烃、BaSO<sub>4</sub>等。汽车保险杠材料要求具有一定的韧性、刚性以及耐热耐候等性能。重质CaCO<sub>3</sub>填充的PP具有耐热性好、收缩率低、尺寸稳定性好等优点;TiO<sub>2</sub>能提高材料的抗老化性;BaSO<sub>4</sub>填充的复合材料兼有超高伸长率、高韧性等特点<sup>[9]</sup>。

表1 部分样品主要元素含量测试结果

Tab. 1 Test results of major element contents in selected samples

| Sample number | Brand      | Model      | Elements |       |       |       |     |       |     |     |     | μg/g |
|---------------|------------|------------|----------|-------|-------|-------|-----|-------|-----|-----|-----|------|
|               |            |            | Ca       | Cl    | Ba    | Ti    | Fe  | Br    | Zn  | Sb  | Pb  |      |
| 1             | Chery      | Fulwin     | 32 594   | 2 633 | 1 077 | 1 673 | 835 | 667   | 191 | 172 | 108 |      |
| 7             | Chery      | A5         | 4 544    | 690   | 730   | 1 149 | 264 | 13    | 67  | 0   | 135 |      |
| 11            | Toyota     | Corolla    | 382      | 559   | 0     | 253   | 185 | 0     | 0   | 0   | 0   |      |
| 26            | Volkswagen | BS         | 27 096   | 1 257 | 701   | 1 766 | 582 | 66    | 415 | 39  | 31  |      |
| 31            | Mazda      | M6         | 1 091    | 499   | 0     | 457   | 194 | 0     | 160 | 0   | 0   |      |
| 36            | Honda      | Accrod     | 168      | 1 347 | 0     | 2 117 | 110 | 0     | 0   | 0   | 0   |      |
| 41            | Nissan     | Bluebird   | 39 917   | 0     | 143   | 392   | 237 | 12    | 137 | 0   | 118 |      |
| 53            | Hawtai     | Santafe    | 4 903    | 1 884 | 598   | 643   | 509 | 1 249 | 96  | 412 | 82  |      |
| 58            | Lifan      | XC70       | 58 233   | 0     | 154   | 389   | 365 | 20    | 113 | 18  | 50  |      |
| 60            | Zhonghua   | Junjie CRV | 468      | 689   | 0     | 2 431 | 127 | 618   | 96  | 164 | 67  |      |

### 2.2 保险杠样品的聚类分析

#### 2.2.1 K-means 聚类分析

K-Means 聚类分析是一种基于距离无监督的学习方法,K-Means 聚类分析中最常见的是基于质心划分聚类算法<sup>[10-12]</sup>。该算法中的K值代表数据集预设的聚类数量,而K值的选择需事先指定,因此K值

的精确度直接影响聚类准确度,笔者结合轮廓系数判断最佳K值,如图1所示,轮廓系数取值范围为-1~1,数值越接近1说明聚类效果越好。由图1看出,当K值为4时,轮廓系数最高,说明样本被分为4组最为合理。

PCA的核心思想是变量转换,通过线性变换提

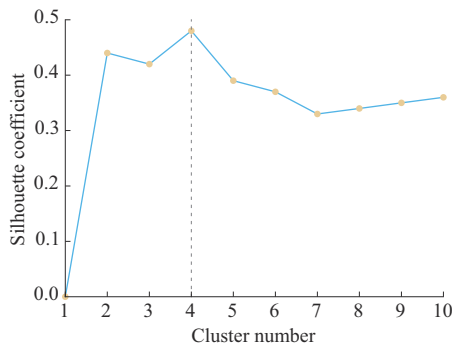


图1 轮廓系数图

Fig. 1 Silhouette coefficient diagram

取原始数据中的重要特征并映射到新的空间,而新的空间中前几个主成分能够尽可能解释数据的变异性,降低数据维度,从而揭示数据中的隐藏结构和本质特征,为后续提高模型构建、分类预测准确性奠定基础<sup>[13-14]</sup>。以 XRF 数据为变量进行 PCA 变换,先采用 Z-score 进行标准化处理并计算协方差矩阵,后通过特征值分解得到主成分,并将每个样本投影至以第一主成分(PCA1)和第二主成分(PCA2)的方差贡献率构成的坐标系中,得到如图 2 所示的 K-means 聚类结果样本分布,60 个样品 K-means 聚类结果见表 2。图 2 中聚类结果与表 2 中样品分类一一对应。

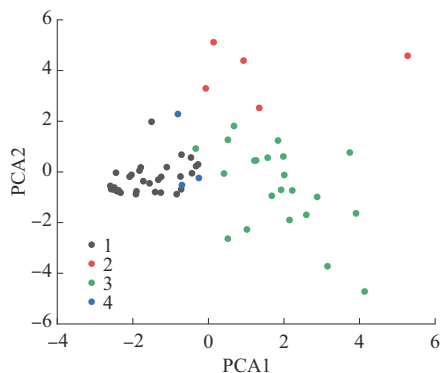


图2 K-means 聚类结果样本分布

Fig. 2 Sample distribution of K-means clustering results

表2 K-means 聚类结果

Tab. 2 K-means clustering results

| Dataset | Sample number                                                      | Sample quantity |
|---------|--------------------------------------------------------------------|-----------------|
| 1       | 5, 7, 10~12, 14, 16~18, 21~25, 28~33, 35~38, 41, 43, 47~48, 50, 59 | 30              |
| 2       | 19, 34, 39, 45, 58                                                 | 5               |
| 3       | 1~4, 6, 8~9, 13, 20, 26~27, 44, 46, 49, 51~57, 60                  | 22              |
| 4       | 15, 40, 42                                                         | 3               |

通过分析表 2 可以发现,同一品牌的汽车保险杠样品基本被分在同一类别,例如 1~6 号样本均为

奇瑞汽车生产,10~12 号样本均为一汽丰田生产,51~57 号样本均为长安汽车生产,虽车辆具体型号不一致,但基本被聚为同一类别,说明同一厂商所生产的不同类型汽车的保险杠主要成分相同,化学填料一致,也印证了聚类结果的准确性。

### 2.2.2 GMM 聚类分析

GMM 是一种基于概率模型的聚类方法,该分类方法将数据集视为多个高斯分布的加权混合,通过计算每个样本所属不同分量的后验概率进行聚类。GMM 聚类属于软聚类,该算法给出的不是绝对标签,而是每个聚类的隶属度,适用于模糊数据集以及可能存在多峰分布或协方差结构复杂数据集<sup>[15]</sup>。

汽车保险杠塑料中若干元素的含量在不同区间出现明显峰值时,GMM 往往可以更准确地刻画这些潜在分布。因此,引入 GMM 聚类算法,一方面可对比探究 K-means 聚类算法结果的准确性,同时又可充分了解数据集的潜在结构。以 PCA1 和 PCA2 的方差贡献率构建坐标系,将每个样本投影至上述坐标系中,从而得到 GMM 聚类样本分布,如图 3 所示,GMM 聚类结果见表 3。

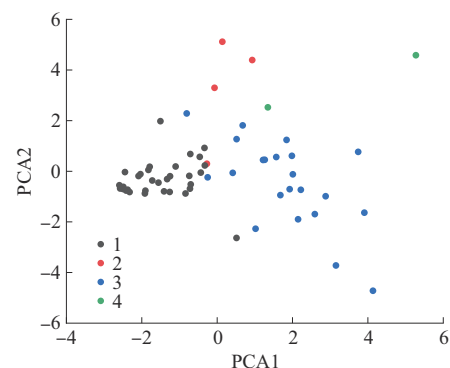


图3 GMM 聚类结果样本分布

Fig. 3 Sample distribution of GMM clustering results

表3 GMM 聚类结果

Tab. 3 GMM clustering results

| Dataset | Sample number                                                       | Sample quantity |
|---------|---------------------------------------------------------------------|-----------------|
| 1       | 7~8, 10~12, 14, 16~18, 21~25, 28~33, 35~38, 41~43, 47~48, 50, 59~60 | 32              |
| 2       | 5, 39, 45, 58                                                       | 4               |
| 3       | 1~4, 6, 9, 13, 15, 20, 26~27, 40, 44, 46, 49, 51~57                 | 22              |
| 4       | 19, 34                                                              | 2               |

通过比较发现,两种聚类结果基本一致,均将 60 个样本分为 4 类,每类样本数大致相同。其中,第 1 类重合率达 87.5%,第 3 类达 81.8%,而 K-means 聚

类划分的第2类样本,在GMM聚类中被划分为第2类和第4类,可能是K-means聚类算法对初始中心点敏感,为确保局部最优,离中心距离较远的样本被聚为同一类。而GMM算法对噪声和离群点相对鲁棒,进而通过概率分配降低对GMM算法聚类准确性的影响。以8号样品(华晨金杯阁瑞斯汽车)为例,其Ca, Ba, Ti等元素含量介于两个类别之间,而K-means假设聚类是球形的, GMM假设聚类是高斯分布的,由于样本PCA1和PCA2值介于两个高斯分布之间, K-means聚类算法将8号样品分配到第3类,而GMM算法则会根据概率将8号样品分到第1类。

### 2.3 1D-CNN判别模型的构建

为了检验聚类结果的可分性与合理性,选择K-means算法的聚类结果作为各汽车保险杠样本的“聚类标签”,并引入深度学习分类模型进一步验证,以卷积神经网络(CNN)及其在一维序列数据上的变体为核心,探讨该分类模型构建原理、分类过程、模型性能以及评估指标。

#### 2.3.1 模型结构

基于1D-CNN构建CNN模型,如图4所示。利用分类模型对每个汽车保险杠样品的元素特征向

量进行适当的预处理,输入模型的卷积层,通过局部卷积核捕捉相邻特征维度之间的相关性<sup>[16]</sup>。为增强模型对重要通道的关注,在卷积层后插入了简易的通道注意力模块,以期在学习过程中赋予关键特征更高的权重。此外,在卷积与注意力运算后增加全局池化压缩特征,再通过全连接层输出最终的分分类概率<sup>[17]</sup>。针对多分类任务,损失函数选用交叉熵损失,并采用Adam优化器进行训练。

1D-CNN模型能够利用沿特征序列方向的局部卷积核,从相邻特征维度中捕捉潜在的关联性,非常适合处理光谱数据或序列数据,让模型在有限参数规模的情况下,可对元素峰值、噪声等局部信息进行聚焦与分辨。在卷积层后加入简易通道注意力模块,不仅可以自动学习“哪些通道特征更重要”,还可为最能代表样本差异的元素特征分配更高的权重。通道注意力的加入对于多元素、多峰值的XRF数据尤为重要,它能够将分类决策过程中最关键的元素信息凸显出来,提升模型判别预测能力。在卷积和注意力运算后采用全局池化,一方面降低了参数量,缓解过拟合风险,另一方面保留了通道注意力所强化的特征要点,使该神经网络依然能够聚焦在最具判别力的全局信息上<sup>[18]</sup>。

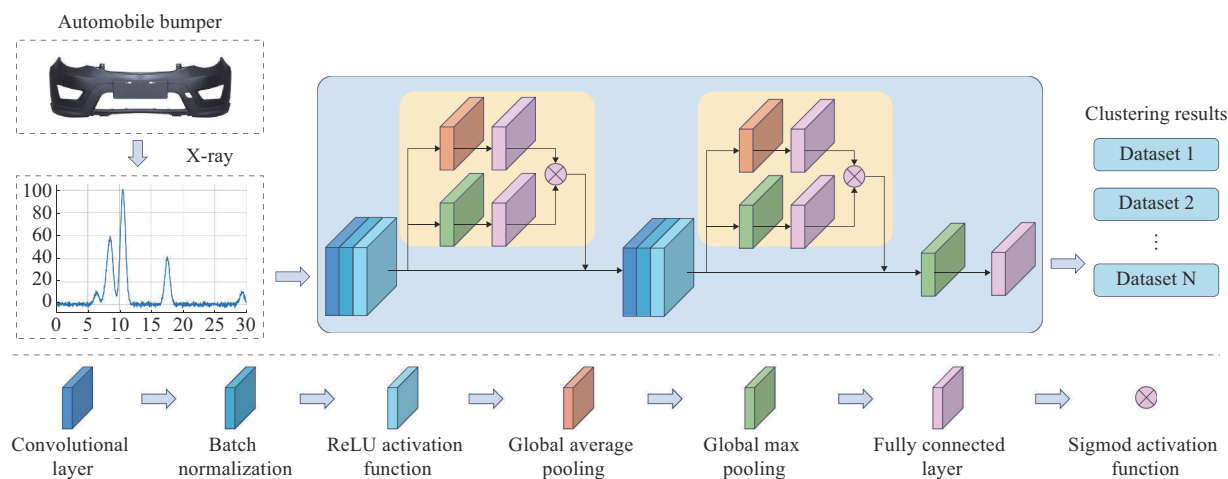


图4 1D-CNN模型结构图

Fig. 4 Architecture diagram of 1D-CNN model

#### 2.3.2 性能分析

依据1D-CNN判别模型训练过程中损失函数(Loss)随训练周期(Epoch)的变化,可以评估模型的收敛性和训练效果。如果损失函数逐渐下降并趋于稳定,说明模型训练良好;如果波动较大或无法下降,可能需要调整模型超参数或数据预处理方法。通过准确率(Accuracy)指标,可以评估模型在

验证集或测试集上的分类性能。将数据集按1:4的比例,进行分层抽样后,执行分类任务模拟,通过500轮的循环,计算损失函数值、综合准确率,该模型在测试集上的详细性能指标见表4,损失函数变化如图5所示,模型训练准确率如图6所示。

通过分析图5、图6可知,损失函数随训练周期增长而逐渐下降,模型训练准确率随训练周期增长

表4 模型性能指标

Tab. 4 Model performance metrics

| Dataset      | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 1            | 0.96      | 0.96   | 0.96     | 24      |
| 2            | 0.75      | 1.00   | 0.86     | 3       |
| 3            | 1.00      | 1.00   | 1.00     | 19      |
| 4            | 1.00      | 0.50   | 0.67     | 2       |
| Accuracy     |           |        | 0.96     | 48      |
| Macro avg    | 0.93      | 0.86   | 0.87     | 48      |
| Weighted avg | 0.96      | 0.96   | 0.96     | 48      |

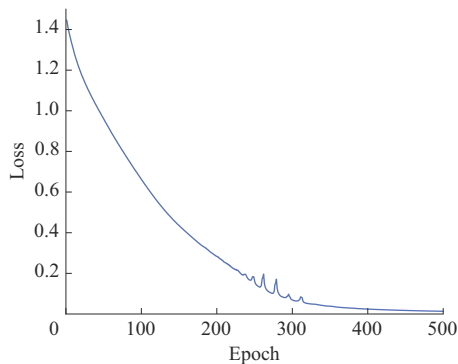


图5 损失函数随训练周期的变化

Fig. 5 Training loss over epochs

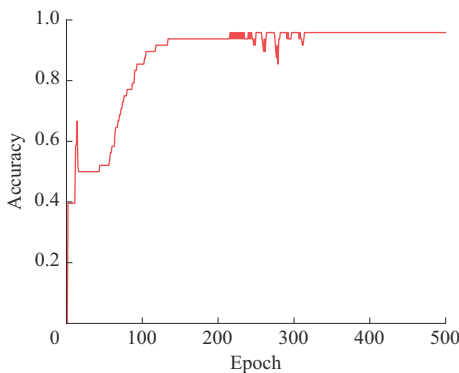


图6 模型训练准确率随训练周期的变化

Fig. 6 Model test accuracy over epochs

而逐渐上升。经过500轮的训练,该模型在测试集上的总体准确率达95.83%;加权平均准确率达96%,其中类别1和3的表现最好;F1分数分别为0.96和1.00,类别2和4的表现略差,类别4的召回率较低(0.50)。说明模型对类别4的样本识别能力较弱,主要原因是类别4的样本数较少,需要通过增加样本数量、数据增强或者过采样技术来平衡类别分布。综上,该分类模型能够很好地拟合数据,总体准确率较高。

### 3 结论

建立了利用XRF技术对汽车保险杠塑料样品进行快速分类的方法。通过对不同厂家、不同品牌、不同车型的汽车保险杠塑料中所含元素进行测

定,并进行主成分降维度、标准化处理,采用K-means以及GMM两种聚类方法,确定60个样品分为4类最佳。为了检验聚类结果的可分性与合理性,引入了深度学习分类模型作进一步验证,基于通道注意力模块和全局池化算法,构建了1D-CNN判别模型,该模型在测试集上的总体准确率达95.83%,分类性能较好。该方法也可应用于其他物证的检验,为侦查破案提供技术支持。

### 参考文献

- [1] 宋小娇. 红外光谱技术检验汽车保险杠塑料[J]. 工程塑料应用, 2017, 45(9): 105-110.  
SONG Xiaojiao. Application of infrared spectroscopy in plastics automobile bumper examination[J]. Engineering Plastics Application, 2017, 45(9): 105-110.
- [2] 朱密, 朱洪建. 基于红外光谱与化学计量学的保险杠快速无损鉴别[J]. 化学研究与应用, 2020, 32(9): 1541-1546.  
ZHU Mi, ZHU Hongjian. Fast and non-destructive identification method of bumper based on infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Chemical Research and Application, 2020, 32(9): 1541-1546.
- [3] 吕荫妮. 保险杠塑料残片助剂成分的HPLC分析[J]. 山东化工, 2021, 50(18): 113-116.  
LYU Yinni. HPLC Analysis of auxiliary components of bumper plastic debris[J]. Shandong Chemical Industry, 2021, 50(18): 113-116.
- [4] WEI C J, WANG J F. A rapid and nondestructive approach for forensic identification of car bumper splinters using attenuated total reflectance Fourier transform infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Journal of Forensic Sciences, 2021, 66(2): 583-593.
- [5] 姜红, 康瑞雪, 王锦辉. 高光谱技术结合K-Means-LSTM对汽车塑料保险杠的快速分类研究[J/OL]. 中国测试, 2024: 1-9[2025-05-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.tb.20240914.1121.002.html>.  
JIANG Hong, KANG Ruixue, WANG Jinhui. Research on rapid classification of automotive plastic bumpers using hyperspectral techniques combined with K-means-LSTM[J/OL]. China Measurement & Test, 2024: 1-9[2025-05-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.tb.20240914.1121.002.html>.
- [6] 周贯旭, 姜红, 周飞翔, 等. 基于粒子群优化BP神经网络对保险杠的XRF光谱分类研究[J]. 上海塑料, 2024, 52(2): 60-64.  
ZHOU Guanxu, JIANG Hong, ZHOU Feixiang, et al. Research on XRF spectral classification of bumpers based on particle swarm optimization BP neural network[J]. Shanghai Plastics, 2024, 52(2): 60-64.
- [7] 董婧晗, 赵一权, 张铜柱, 等. 汽车保险杠用再生聚丙烯材料的性能研究[J]. 中国塑料, 2022, 36(12): 121-126.

- DONG Jinghan, ZHAO Yiquan, ZHANG Tongzhu, et al. Study on properties of recycled polypropylene for automobile bumpers[J]. China Plastics, 2022, 36(12):121–126.
- [8] 陈燕飞,李书鹏,魏婉楚,等.汽车用再生聚丙烯材料性能研究[J].中国塑料,2021,35(5):54–58.
- CHEN Yanfei, LI Shupeng, WEI Wanchu, et al. Study on properties of recycled polypropylene for automobile[J]. China Plastics, 2021, 35(5):54–58.
- [9] 张宪辉.塑料汽车保险杠常用材料及其性能分析[J].塑料科技,2016,44(5):87–90.
- ZHANG Xianhui. Commonly used plastic material for the bumper and its performance analysis[J]. Plastics Science and Technology, 2016, 44(5):87–90.
- [10] 姜红,康瑞雪,郝小辉.基于SOM-FDA利用XRF对药品铝塑包装片的分类[J].浙江大学学报(理学版),2024,51(6):747–752,768.
- JIANG Hong, KANG Ruixue, HAO Xiaohui. Study on classification of aluminum plastic packaging tablets for drugs based on SOM-FDA using XRF spectroscopy[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2024, 51(6):747–752, 768.
- [11] 周贯旭,姜红,周飞翔,等.XRF结合化学计量学对纸张快递文件袋的分类研究[J].实验与分析,2023(1):1–5.
- ZHOU Guanxu, JIANG Hong, ZHOU Feixiang, et al. Research on the classification of paper express document bags by XRF and chemometrics[J]. Labor Praxis, 2023(1):1–5.
- [12] 陈壮,姜红,郝丁成,等.基于K-means和簇内误差平方和的塑料快递包装袋X射线荧光光谱检验[J].激光与光电子学进展,2022,59(11). DOI:10.3788/LOP202259.1130001.
- CHEN Zhuang, JIANG Hong, HAO Dingcheng, et al. X-ray fluorescence spectral inspection of plastic express packaging bags based on K-means and within-cluster sum of squared errors[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(11). DOI: 10.3788/LOP202259.1130001.
- [13] ZHANG N X, ZHONG Y Z, DIAN S Y. Rethinking unsupervised texture defect detection using PCA [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 163. DOI:10.1016/j.optlaseng.2022.107470.
- [14] 陈壮,姜红,罗鸿斌,等.X射线荧光光谱法结合HCA-PCA-BPNN实现塑料快递包装袋识别分类[J].塑料工业,2022,50(11):138–144.
- CHEN Zhuang, JIANG Hong, LUO Hongbin, et al. Identification and classification of plastic express bags by X-ray fluorescence spectrometry combined with HCA-PCA-BPNN[J]. China Plastics Industry, 2022, 50(11):138–144.
- [15] 商婧,王佳宁,刘旭,等.基于GMM聚类的铁路网络数据风险等级分类方法[J].铁路计算机应用,2023,32(11):39–44.
- SHANG Jing, WANG Jianing, LIU Xu, et al. Risk level classification method for railway network data based on GMM clustering [J]. Railway Computer Application, 2023, 32(11):39–44.
- [16] 王蓉,郑恩让,陈蓓.基于PCA-1DCNN的近红外光谱粮食作物主要成分检测方法[J].中国粮油学报,2023,38(6):141–148.
- WANG Rong, ZHENG Enrang, CHEN Bei. Detection method of main components of food crops by near infrared spectroscopy based on PCA and 1DCNN[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2023, 38(6):141–148.
- [17] 翟乃琦,云利军,叶志霞,等.基于一维卷积神经网络的烟叶仓储霉变预测方法研究[J].计算机工程与科学,2021,43(10):1 833–1 837.
- ZHAI Naiqi, YUN Lijun, YE Zhixia, et al. A tobacco storage moldy prediction method based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Computer Engineering & Science, 2021, 43(10):1 833–1 837.
- [18] 王士鑫,云利军,叶志霞,等.一种基于卷积神经网络的烟叶分级处理算法[J].云南民族大学学报(自然科学版),2020,29(1):65–69.
- WANG Shixin, YUN Lijun, YE Zhixia, et al. A tobacco leaf grading processing algorithm based on convolutional neural network[J]. Journal of Yunnan Minzu University(Natural Sciences Edition), 2020, 29(1):65–69.