

段兴钰, 陈福仕, 韩星周. 基于显微分光光度法的光敏印油区分研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(2): 40-46. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 24090501

基于显微分光光度法的光敏印油区分研究

段兴钰¹, 陈福仕¹, 韩星周²

(1 中国人民公安大学 侦查学院, 北京 100038; 2 公安部鉴定中心, 北京 100038)

摘要: 印油种类区分是法庭科学文件检验的重要一环, 对印油进行种类鉴别在印章印文检验中具有重要意义。为研究无损高效区分光敏印油种类的方法, 本文用 50 种不同品牌光敏印油的原始光谱数据, 选择 Resnet18、Resnet50、Resnet101 这 3 种模型, 以 4:1 的比例确定训练集和测试集, 对原始数据进行分类。结果表明, Resnet18 分类算法对显微分光光谱数据区分的准确率最高, 可达到 92.81%, 为深度学习算法在光敏印油区分领域的应用提供一定参考。

关键词: 显微分光; 光敏印油; 种类区分; 深度学习

中图分类号: TP183; O657.3; D918.92

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)02-0040-07

Research on the differentiation of photosensitive printing oil based on microspectrophotometry

DUAN Xingyu¹, CHEN Fushi¹, HAN Xingzhou²

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

2 Institute of Forensic Science, Ministry of Public Security, Beijing 100038, China)

Abstract: The classification of printing oil is an important part in the field of forensic scientific document examination, and the classification of printing oil is of great significance in the examination of seal documents. In order to study the method of non-destructive and efficient classification of photosensitive printing oil types, the original spectral data of 50 different brands of photosensitive printing oil were taken as the control group, and three classification algorithms Resnet18, Resnet50 and Resnet101 were selected to determine the training set and test set at the ratio of 4:1, and the original data were classified. The results show that Resnet18 classification algorithm has the highest accuracy of distinguishing microspectral data, reaching 92.81%, which provides a certain reference for the application of deep learning algorithm in the field of photosensitive printing oil classification.

Key words: microspectrophotometry; photosensitive printing oil; classification; deep learning

0 引言

印章的使用在东亚国家尤其是中国相当广泛, 据记载已经有 3 000 多年的历史。1998 年, 中国从日本引进了光敏印章制作技术, 引发了印章制作技术领域新的革命。光敏印章由于其制作技术相对简单、伪造成本低等特点, 易被作案人用来从事违法犯罪活动, 实践中涉及光敏印章印文真伪性鉴定的案件也日益增多。传统的印章印文检验中, 文检人员一般从形态学角度, 通过规格性特征和细节性特征鉴定印文来源是否同一。但由于仿造技术的精进,

目前仅凭形态学特征无法准确判断印章的真伪。光敏印章除了具有传统印章的特点外, 其印文印油在一定时间内保持相对稳定, 充分利用光敏印文印油一定时间内具有相对稳定性的特点进行印章印文检验是当前文检人员不断研究和探索的课题。

目前光谱检验的方法在印章印文检验领域已经有许多应用, 主要包括荧光光谱检验、分光光度检验、红外光谱检验、拉曼光谱检验等。1998 年, 张振宇^[1]首次利用荧光光谱对 10 种原子印油样品进行有效区分, 并提出激发光谱和发射光谱相结合对原子印油的区分效果更佳; 宋庆芳^[2]应用同步扫描荧

基金项目: 基本科研业务费项目(2024JB020); 法庭科学湖北省重点实验室开放课题(KFKT2023001); 文件检验鉴定公安部重点实验室开放课题(2021KFKT01)。

作者简介: 段兴钰(2000—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 文件检验。

通信作者: 韩星周(1982—), 男, 博士, 正高级警务技术, 主要研究方向: 文件检验。Email: hanxingzhou@cifs.gov.cn。

收稿日期: 2024-09-05

光谱法对10种原子印油样品进行分析鉴别,提高检验分辨率,达到了区分不同样品的目的;2009年魏垂策^[3]报道了一例运用显微分光光度法检验印章油墨的案件,通过测量检材印文与样本印文在220~1 000 nm范围的反射光谱,发现其中7份检材在300~400 nm区间的光谱特征与样本有明显且稳定的差异,从而鉴别出这7份检材是伪造的;郭兴飞^[4]利用紫外-可见光分光光度法对市场上常见的28种印油进行了定性分析,根据印油光谱图的特征吸收峰的个数、峰位和峰高比不同,对印油的种类进行了有效区分;崔连义^[5]采用Spotlight FTIR图像系统对14种不同品牌的红色印油所形成的印文样品进行直接测试,取得了良好的区分效果;张艾兰采用ATR-FTIR (Attenuated Total Reflection - Fourier Transform Infrared Spectroscopy)测定了62种红色章印文的红外光谱,根据其特征吸收谱带,将样本分为4大类,根据吸收峰的峰位或相对强度进一步区分为47小类;夏国良^[6]利用显微傅立叶变换红外光谱法对常见的10种不同型号的红色原子印油进行分析,根据其红外光谱图的特征吸收峰的个数及峰位,区分红色原子印油的种类;韩伟^[7]采用激光显微拉曼光谱(Laser Raman Spectroscopy, LRS)对56种不同品牌和型号的印油(泥)盖印样本进行种类鉴别,利用印油(泥)中的染料和添加剂的拉曼标准谱峰对印油(泥)进行种属鉴别,包括印泥、印油和光敏印油的区分、同一类型印油(泥)中成分属性的区分以及次种类属性的进一步细化区分;柳彬等^[8-9]采用激光拉曼光谱技术对10种印文色料进行研究,将测试的印文色料分为6类,检测出色料主要成分为金光红或大红粉,根据实验所得印文色料的拉曼测量数据设定不同参数范围后对数据进行聚类分析,从而对印文色料进行分类。国外学者也将光谱检验的方法应用到文件材料的分析当中,Verma N等^[10]使用漫反射紫外-可见光谱法,对来自激光打印机和复印机的100个黑色碳粉样品进行了检测,定性分析和定量分析的比较表明,主成分分析对激光打印机碳粉的成对判别能力为99.59%,对复印机碳粉的成对判别能力为99.84%;Teixeira C A等^[11]使用拉曼光谱和化学计量学作为一种分析方法来区分普通办公用纸和银行支票纸上的蓝色笔迹;Su D^[12]探讨基于拉曼光谱监测的油墨扩散的可行性,并利用正交偏最小二乘判别分析(OPLS-DA)多元模型识别油墨类型;Saravanan T等^[13]使用拉曼光谱结合主成分分析(PCA),成功区分了不同文件上的45种

蓝色墨水;Asri M N M^[14]将拉曼光谱与主成分分析(PCA)和偏最小二乘判别分析(PLS-DA)相结合,对387份打印文件样本即90份激光样品,163份喷墨样品,134份复印机样品进行了区分;Sharma S^[15]采用衰减全反射-傅里叶变换红外光谱技术对16种蓝色邮票油墨和12种红色邮票油墨进行了中红外光谱研究,蓝色和红色邮票油墨的分辨率分别为96.6%和93.9%;De Souza Lins Borba F等^[16]使用拉曼光谱结合化学计量法,区分了14种不同品牌和型号的商用蓝色圆珠笔墨水。这些方法可以对印油样品进行一定区分,利用已知谱图可以进行定性分析,但由于光谱检验获取的信息相对较少,对印油的识别和区分有一定局限性。深度学习作为一种强大的机器学习方法,其卓越的特征学习和表示学习能力已经在多个领域取得了显著的成功。但目前深度学习在法庭科学领域的物证研究方面应用还相对较少,王书越等^[17]结合高光谱成像技术和深度学习,提出了一种快速无损识别黑色签字笔墨水种类的新方法;付沛等^[18]对33种不同品牌光敏印油的原始光谱数据进行t-SNE(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)降维和UMAP(Uniform Manifold Approximation and Projection)降维后,选择XGBoost(Extreme Gradient Boosting)、支持向量机(SVM)和人工神经网络(MLP)3种分类算法分别对3种数据进行分类,得出效果最好的组合算法并建立分类模型,比较后发现UMAP-MLP分类模型的区分准确率最高,提出了无损区分光敏印油种类的方法。

本文基于显微分光光度原始光谱数据,采用Resnet18、Resnet50、Resnet101神经网络深度学习算法建立的可视化模型进行光敏印文样本的区分,比较得出效果最好的神经网络,实现对不同品牌型号的光敏印油种类区分,探究深度学习在区分光敏印油方面的可行性与潜在价值。

1 材料与方法

1.1 仪器与材料

英国Foster + Freeman公司的VSC8000型超级文检仪工作站。一台配置为Intel(R)Core(TM)i7-8750H CPU @ 2.20 GHz、16 GB内存、NVIDIA GeForce GTX 1060显卡,1 T硬盘的电脑,使用Anaconda的虚拟环境和python3.9版本。收集市面上常见的光敏印油,刻制50枚光敏印章,编号为1-50,灌注样本光敏印油,50种光敏印油品牌及对应

编号见表1,盖印纸张选择亚太森博晶彩系列(规格为70 g/m²)白色A4纸。

表1 50种光敏印油及对应编号

Table 1 50 kinds of photosensitive printing oil and corresponding number

编号	品牌型号	生产厂家
1	浩立信 NO. 6008 光敏印油	深圳浩立信图文技术有限公司
2	菲鸿达光敏印章专用油 FH-100	北京菲鸿达昌达商贸有限公司(河北新乐)
3	雪奥高级易干印油 NO. 1159	北京雪奥文化用品制造有限责任公司(北京大兴)
4	华宗光敏印油	
5	督力光敏印油	
6	玥西五星光敏印油	
7	雅齐利 NO. 0603 光敏印油	北京奕涵蓝天科技有限公司
8	祺星光敏印油	
9	晨光高级光敏印油 AYZ97509	上海晨光文具股份有限公司(上海奉贤)
10	蝴蝶光敏印油	自配
11	西玛光敏印油 NO. 9811	北京西玛国正科技发展有限公司(北京朝阳)
12	国信光敏印油 GX-78	河北省衡水市万代福国信文具有限公司(河北衡水)
13	齐心光敏印油 B3722	深圳齐心集团股份有限公司
14	Deskmate SRF-10	
15	太阳光敏印油	日本
16	卓达光敏章专用印油 7092	卓达印章器材(厦门)有限公司(福建厦门)
17	thiny 新力 E-161-2	台湾
18	得力光敏印油 NO. 9879	得力集团有限公司(浙江宁德)
19	雅齐利 NO. S-62	北京雅齐利文具厂(北京大兴)
20	金隆兴光敏印油 3021	深圳市金隆兴生活用品有限公司
21	旗牌光敏印油 SFR-10N	旗牌(常州)文具制造有限公司(江苏常州)
22	亚信光敏印油 R 型	石家庄亚信文具有限公司
23	歌珊光敏印油	南浔书珊文化用品厂
24	金蝶光敏印油 GM-101	深圳市金蝶妙想互联网有限公司
25	广博光敏印油 W69001ES	广博集团股份有限公司(浙江宁波)
26	欧标光敏印油 OB-6	欧菲斯办公伙伴控股有限公司
27	探戈光敏印油 NO. 8106	广东天章信息纸品有限公司(广东珠海)
28	财有光敏印油	
29	小艺光敏印油	
30	进口光敏印油	
31	戈德印油 468	石家庄亚信文具有限公司
32	泽元光敏印油	义乌市泽元网络科技有限公司
33	构思光敏印油 NO. 1201	构思文具(北京)有限公司
34	今升光敏印油	
35	韩莹光敏印油	赤壁市韩莹商贸有限公司
36	诚星海光敏印油	宁波山海办公用品有限公司
37	锦迈光敏印油	景县锦迈文具有限公司
38	红豫光敏印油	郑州万印通商贸有限公司
39	创易光敏印油 CY6988	义乌市文渊文具有限公司
40	谷联印油	深圳市一直棒技术有限公司
41	帅力光敏印油	
42	天洋光敏印油	
43	驭晨光敏印油	
44	百卓通光敏印油 BZT;05	
45	金印九星光敏印油 NO. 8881	上海金印国际贸易有限公司
46	金太阳光敏印油 NO. HY-1008	龙游新凯文具有限公司
47	双蝶进口光敏印油	
48	太阳3型光敏印油	
49	荣信光敏印油	
50	千百代 NO. 9878 光敏印油	河北省景县千百代文具厂

1.2 检验条件

采用文检仪内置显微分光光度计系统, 选择反射光谱模式。在波长范围 400~800 nm 内进行光谱检测, 放大倍率选择 16。

1.3 实验方法

1.3.1 印文的显微分光光度实验

用制作的 50 个光敏印章在同一张 A4 纸上依次盖印序号 1-50, 共计 50 个印文样品, 自然条件下放置一个月, 选择色料饱满的位置, 对 50 个光敏印文的样品进行检测, 同种光敏印油平行检测 50 次, 获得共 2 500 条光谱数据, 绘制光敏印油样品的光谱图。

1.3.2 选取网络模型

Resnet 是由 He K 等^[19] 2015 年提出来的深度卷积神经网络, 是目前广泛应用的模型之一。其主要创新点是通过引入残差模块 (Residual Block) 解决了深度学习神经网络训练过程中梯度消失和梯度爆炸的问题, 通过这种结构网络可以训练更深的网络, 进而提高网络的性能。

ResNet18 模型网络结构主要由 18 层卷积层和全连接层组成, 其中卷积层分为 conv1、conv2、conv3、conv4 和 conv5 这 5 个阶段, 每个阶段包含 3

个卷积层和一个全连接层。这些卷积层中包含不同数量的卷积核和过滤器, 用于对输入图像进行特征提取, 全连接层则用于将提取的特征进行分类或回归等。

ResNet 18 模型的输入数据通常为 224×224 的 RGB 图像。ResNet18 模型的初始卷积层使用 7×7 的卷积核, 步长为 2, 输出通道为 64; 一个最大池化层, 卷积核大小为 3×3, 步长为 2, 步长为 1, 不改变数据的通道数量但会减半数据的大小。随后是多个 3×3 的卷积层, 每个卷积层后可能包括下采样操作, 如通过 1×1 的卷积层进行下采样, 以翻倍输出通道并减半输出数据的大小; 最后是一个全局平均池化层和全连接层, 用于将特征图转化为一维向量并进行分类输出。

Resnet50、Resnet101 与 Resnet18 模型的网络结构相似, 只是卷积的层数不同, Resnet 18 具有 18 层卷积层, Resnet50 与 Resnet101 分别具有 50 及 101 层卷积层。Resnet18 模型进行的是两层间的残差学习, 相较于具有 18 个卷积层的 Resnet18 模型, Resnet50 模型与 Resnet101 模型的网络更深, 进行的是 3 层间的残差学习, 3 层卷积核分别是 1×1, 3×3 和 1×1。3 种 Resnet 网络结构见表 2。

表 2 3 种 Resnet 网络结构

Table 2 Three Resnet network structure

卷积层	输出大小	18-layer	50-layer	101-layer
conv1	112×112		7×7, 64, stride2	
			3×3 max pool, stride2	
conv2	56×56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$
conv4	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 23$
conv5	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1		average pool, 1000-d fc, softmax	

1.4 模型评价指标

使用精确率 (Precision) 及准确率 (Accuracy) 作为考察模型分类性能的指标, 其计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2}$$

其中, TP 为真阳性样品个数; TN 为真阴性样品个数; FP 为假阳性样品个数; FN 为假阴性样品个数。

2 结果与讨论

2.1 光谱特征分析

同种光敏印油平行检测 50 次, 获得共 2 500 条光谱数据, 50 种不同品牌光敏印油反射光谱图如图 1 所示。不同品牌型号的光敏印油的光谱曲线图的出峰位置、谱峰形状、谱峰走势大致相同, 相对峰高有一定区别。在 400~450 nm 波段内, 光谱曲线呈下降趋势; 在 550~560 nm 波段内, 光谱曲线呈上升趋势; 在 650~800 nm 波段内, 出现了大量谱峰, 不同种光敏印油的谱峰具有一定差异, 但肉眼观察差异不明显。

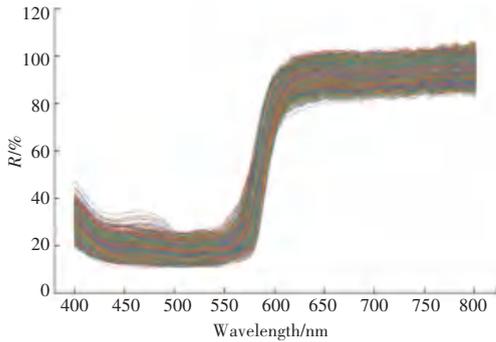


图 1 50 种不同品牌光敏印油反射光谱图

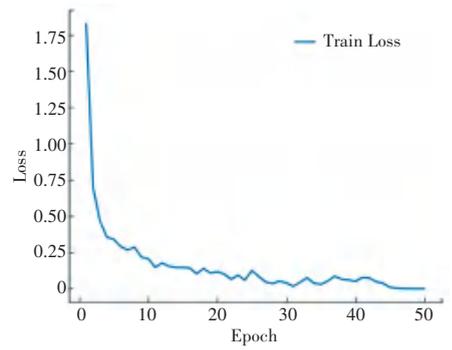
Fig. 1 Reflectance spectra of 50 different brands of photosensitive printing oil

2.2 数据分类效果

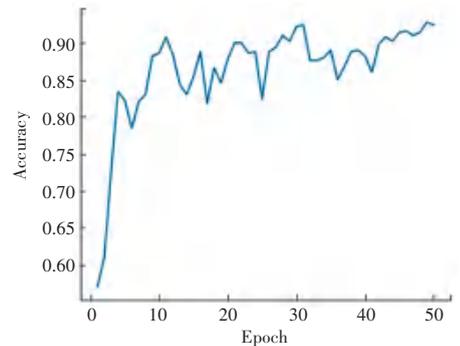
将光谱数据按照 4 : 1 的比例划分为训练集与测试集, 训练集中共计 2 000 条光谱数据, 测试集中共计 500 条光谱数据, Batch size 均设置为 32, Epoch 为 50, 使用 Resnet18、Resnet50、Resnet101 3 种模型, 得出分类结果。

基于 Resnet18 模型训练集的损失值和测试集准确率变化趋势如图 2 所示, 可以明显看出, 随着迭代次数的增加, 模型的准确率提高, 在前 10 轮, 损失值下降迅速; 在 10 轮之后, 损失值缓慢下降, 准确率达到较高的水平, 模型达到相对稳定状态, 进一步的训练准确率没有显著的提升。

Resnet50 以及 Resnet101 模型训练集的损失值和测试集准确率变化趋势如图 3、图 4 所示, 可以明显看出, 前 10 轮, 损失值下降迅速; Resnet50 模型在第 8 轮时已达到相对较高的准确率, Resnet101 模型在第 13 轮达到相对较高的准确率, 后续出现明显的过拟合现象。

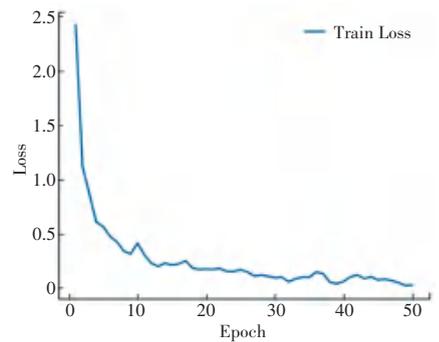


(a) 训练集的损失值

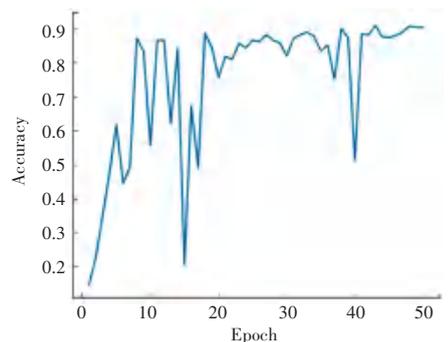


(b) 测试集准确率

图 2 Resnet18 分类模型训练集的损失值和测试集准确率变化趋势
Fig. 2 Loss and accuracy trends in training and test sets of Resnet18 classification models

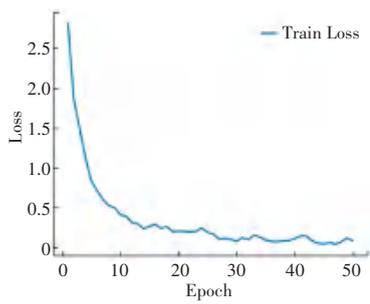


(a) 训练集的损失值

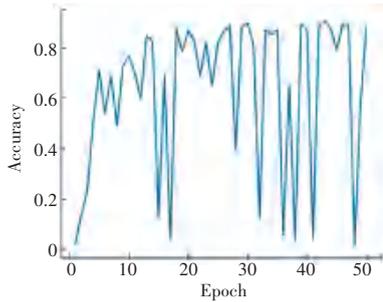


(b) 测试集准确率

图 3 Resnet50 分类模型训练集的损失值和测试集准确率变化趋势
Fig. 3 Loss and accuracy trends in training and test sets of Resnet50 classification models



(a) 训练集的损失值



(b) 测试集准确率

图 4 Resnet101 分类模型训练集的损失值和测试集准确率变化趋势

Fig. 4 Loss and accuracy trends in training and test sets of Resnet101 classification models

在 Batch size 均设置为 32 时, 3 种 Resnet 模型分类准确率及精确率见表 3。Resnet18 模型取得了较优的精确率及准确率, 分类准确率达到 92.81%。Resnet18 模型对样品数据分类的混淆矩阵如图 5 所示, 可直观地看出每类样本的错分情况, 编号 20 的印油样本被错分为编号 21 的印油样本, 编号 50 的印油样本被错分为编号 48 的印油样本较多, 说明 21 号光敏印油与 20 号光敏印油成分接近, 48 号光敏印油与 50 号光敏印油成分接近, 是影响印油样本种类鉴别准确度的主要因素。

表 3 3 种 Resnet 模型分类准确率及精确率

Table 3 Three kinds of Resnet classification model accuracy and precision

模型	批量大小	准确率/%	精确率/%
Resnet18	32	92.81	92.72
Resnet50	32	91.02	90.80
Resnet101	32	90.62	90.32

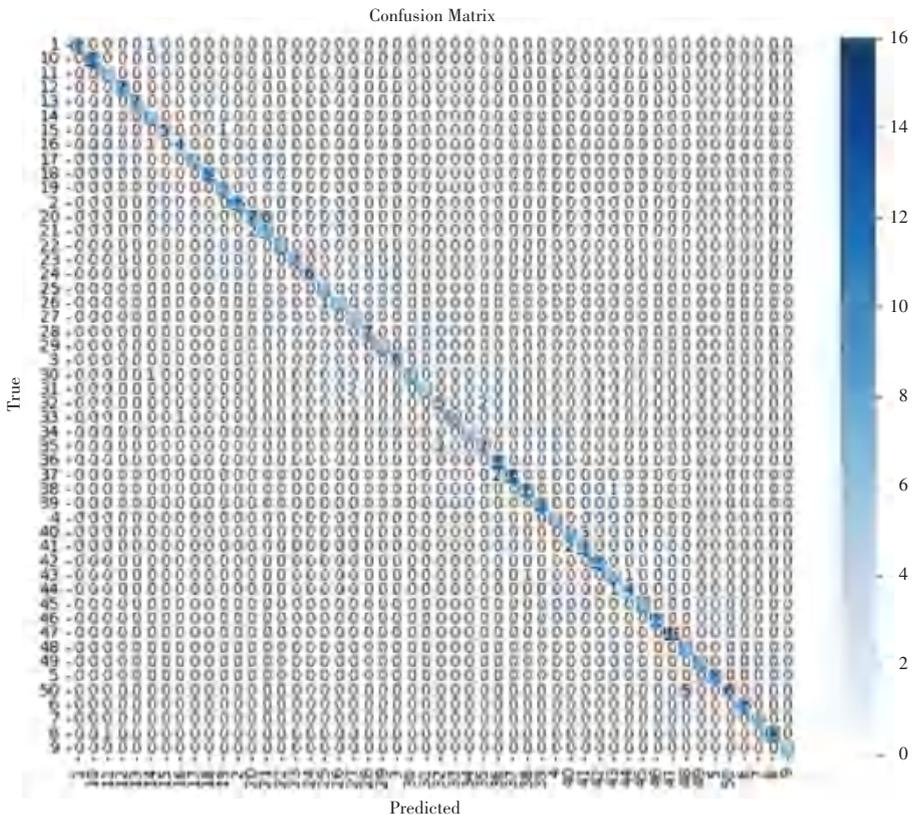


图 5 Resnet18 网络对样品数据分类的混淆矩阵图

Fig. 5 Confusion matrix diagram of sample data classification by Resnet18

3 结束语

本文采集了市场上常见的 50 种品牌光敏印油样本的显微分光光度光谱数据,利用 Resnet18、Resnet50、Resnet101 3 种模型,根据光谱数据的差异,实现了对 50 种光敏印油样品的分类。其中,Resnet18 模型对显微分光光度光谱数据的分类准确率最高,达到 92.81%,表明深度学习可以应用于对光敏印油种类的区分。该研究为光敏印油种类的检验鉴定提供一种无损、准确的方法,可对印文检验传统形态学分类鉴别方法起到很好的补充作用。

参考文献

- [1] 张振宇,宋庆芳,朱昱,等. 荧光光谱法鉴别原子印油[J]. 中国刑警学院学报, 1998, 69(2): 37-38.
- [2] 宋庆芳,张振宇,邢丽梅,等. 同步扫描荧光光谱法鉴别原子印油[J]. 刑事技术, 1999(2): 34-35.
- [3] 魏垂策,揭冬梅,张淑芳,等. 显微分光光度仪检验红色印章油墨 1 例[J]. 刑事技术, 2009(1): 72-73.
- [4] 郭兴飞. 紫外-可见光谱法鉴别印油的种类[J]. 广东公安科技, 2017, 25(2): 18-22.
- [5] 崔连义,张金庄,李国平. 谈傅立叶红外图像系统法鉴别红色印油的种类[J]. 辽宁警专学报, 2010, 62(4): 65-67.
- [6] 夏国良,赵鹏程,姚丽娟,等. 显微傅立叶变换红外光谱法分析红色原子印油种类及其老化规律初探[J]. 广东公安科技, 2015, 23(1): 37-40.
- [7] 韩伟,黄建同,王皓. 利用拉曼光谱技术对印泥和印油种类的鉴别[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版), 2016, 22(2): 28-32.
- [8] 柳彬,吕晨,李开开,等. 拉曼光谱技术鉴别印文色料的分析研究[J]. 光散射学报, 2016, 28(4): 334-338.
- [9] 柳彬,赵丽,江沅龙,等. 印文色料的拉曼光谱检验及基于 R 软件的聚类分析[J]. 光散射学报, 2017, 29(2): 153-158.
- [10] VERMA N, KUMAR R, SHARMA V. Analysis of laser printer

- and photocopier toners by spectral properties and chemometrics [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2018(196): 40-48.
- [11] TEIXEIRA C A, POPPI R J. Discriminating blue ballpoint pens inks in questioned documents by Raman imaging and mean-field approach independent component analysis (MF-ICA) [J]. Microchemical Journal, 2019(144): 411-418.
 - [12] SU D, LI K. Micro Raman spectroscopy combined with chromatographic effect and OPLS-DA for time-resolved detection of stamp inks [J]. Microchemical Journal, 2023(190): 108727.
 - [13] SARAVANAN S T, GANESAMURTHI J, CHEN S M, et al. Non-destructive discrimination of blue inks on suspected documents through the combination of raman spectroscopy and chemometric analysis [J]. Multidisciplinary Scientific Journal, 2023, 6(4): 536-543.
 - [14] ASRI M N M, NESTRIGAN N F, NOR N A M, et al. On the discrimination of inkjet, laser and photocopier printed documents using Raman spectroscopy and chemometrics: Application in forensic science [J]. Microchemical Journal, 2021 (165): 106136.
 - [15] SHARMA S, GARG D, CHOPHI R, et al. On the spectroscopic investigation of stamp inks using ATR-FTIR and chemometrics: Application in forensic document examination [J]. Forensic Chemistry, 2021(26): 100377.
 - [16] DE SOUZA LINS BORBA F, SALDANHA HONORATO R, DE JUAN A. Use of Raman spectroscopy and chemometrics to distinguish blue ballpoint pen inks [J]. Forensic Science International, 2015(249): 73-82.
 - [17] 王书越,杨玉柱,何伟文,等. 基于高光谱的黑色签字笔墨水种类鉴别方法研究[J]. 分析测试学报, 2021, 40(10): 1489-1496.
 - [18] 付沛,崔岚,李硕. 基于高光谱成像的光敏印油种类区分实验[J]. 中国无机分析化学, 2024, 14(6): 836-841.
 - [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 770-778.