

激光与光电子学进展

激光打印墨粉红外光谱的小样本种类判别

申思*, 刘猛

浙江警察学院刑事科学技术系, 浙江 杭州 310053

摘要 激光打印墨粉的品牌型号判别是法庭科学专家认定涉案打印机具和鉴别添加打印文件的关键步骤,已有方法通常需要大量训练样本才能获得可靠的分类模型,但实际案例中往往无法获取足够的样本。针对这一问题提出了基于红外光谱和化学计量法的小样本墨粉种类判别方法。实验采集了 8 种不同品牌型号的激光打印墨粉红外光谱数据,根据光谱信号的特点以及遍历法选出效果最佳的光谱数据预处理方法,并对处理后的数据建立偏最小二乘判别分析(PLS-DA)模型,以随机森林(RF)和支持向量机(SVM)作为对比算法。实验结果表明:二阶导数与 Savitzky-Golay 平滑组合使用可以获得实验数据的最佳预处理效果;PLS-DA 模型的准确率始终高于 RF 和 SVM,训练集样本数大于 90 时 PLS-DA 模型准确率为 100%,训练集样本数为 60 时该模型准确率为 95%。提出的基于红外光谱和 PLS-DA 的激光打印墨粉种类判别模型准确率高、可解释性强且所需训练样本数较少,在物证检验领域具备较强的实用性。

关键词 光谱学; 小样本分类; 红外光谱; 化学计量法; 墨粉分类

中图分类号 O433.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1930005

Few-Shot Classification of Laser-Printing Toner Using Infrared Spectroscopy

Shen Si*, Liu Meng

Department of Forensic Science and Technology, Zhejiang Police College, Hangzhou 310053, Zhejiang, China

Abstract Classifying laser-printer toner is an essential step for identifying printers and dictating forged documents. However, the existing methods require numerous training samples, which is unrealistic in document examination cases. A few-shot classification method based on infrared spectroscopy and chemometrics is proposed. The infrared spectrum of eight types of toner was collected, and optimal spectroscopic data preprocessing methods were selected according to the data's characteristics and traverse comparison experiment. Using the processed data, a partial least square-discriminant analysis (PLS-DA) model was established. Random forest (RF) and support vector machine (SVM) were used as the comparison methods. Experimental results show that the second derivative and Savitzky-Golay smoothing are the best preprocessing methods for the collected spectrum. In all conditions, PLS-DA outperform RF and SVM. When the number of the training set is larger than 90, the accuracy of the PLS-DA model is 100%, and when the number of the training set is 60, it reduces to 95%. The discriminant model of laser-printer toner based on infrared spectroscopy and PLS-DA exhibits high accuracy and strong interpretability, requires less training samples, and can be applied in forensic science.

Key words spectroscopy; few-shot classification; infrared spectroscopy; chemometrics; toner classification

1 引言

数字化办公的全面普及大幅提升了打印文件的使用率,而激光打印机凭借其速度快、成本低的优势成为使用率最高的办公打印机具。在此背景下,激光打印墨粉的品牌型号鉴别成为文件物证检验工作的重要内

容,是认定涉案打印机具的关键依据,也是识别二次添加打印文件和换页文件的有效方法。

掌握墨粉的主要成分是开展墨粉种类判别的首要前提,按组分可将其分为双组分墨粉和单组分墨粉。双组分墨粉的主要成分是热熔性树脂(占比 80%)、着色剂、电荷调节剂、以铁粉等原料制成的载体以及硅

收稿日期: 2021-08-30; 修回日期: 2021-10-08; 录用日期: 2021-10-19

基金项目: 浙江省高等教育“十三五”第一批教学改革研究项目(jg20180381)

通信作者: *shensi_1989@126.com

酸、二氧化硅、石蜡等物质制成的辅助添加剂。单组分墨粉与双组分墨粉的主要区别在于前者不含载体但是添加了磁粉,其余组分的种类和作用相同,但是占比不同^[1]。

可以发现墨粉成分中占比最高的是有机物,而绝大多数有机化合物和部分无机物在红外区都可以被检测到光谱特征。因此,红外光谱技术是进行激光打印墨粉种类鉴别的有效方法。傅里叶变换红外光谱技术具有快速无损、灵敏度高、操作简便、重现性好等优势,配合衰减全反射(ATR)附件可以显著简化难溶、难粉碎高聚物的检验过程,被广泛应用于食品^[2-3]、农业^[4]等诸多领域。

在法庭科学领域,国内外已有学者利用红外光谱技术判别激光打印墨粉的种类,早期成果主要通过红外谱线分析进行墨粉分类,例如徐秀明等^[5]利用红外光谱法将 16 种激光打印墨粉分为 5 大类,Almeida 等^[6]通过对红外谱线吸收带形状和峰值强度的分析将 138 种激光打印墨粉分为 20 个类别,龚力伟等^[7]对激光打印墨粉红外光谱特征峰及谱峰细节特征研究进而实现种类区分。此后,有学者将化学计量法与红外光谱法相结合,显著提升了方法性能。但是分类效果有限,通常只能将实验样本划分为若干大类,无法实现对特定墨粉型号的溯源。例如张清华等^[8]基于红外谱线分析实现了对 31 种墨粉中树脂种类的区分,采用主成分分析和聚类法将实验样本分成 3 个大类。Materazzi 等^[9]基于红外光谱和主成分分析法对 10 种墨粉进行种类判别,通过对得分图的分析验证了该方法的可行性。刘猛等^[10]采用可见-近红外高光谱图像技术与随机森林(RF)、支持向量机(SVM)等统计学习方法的结合,实现了对 6 种墨粉的准确分类。但是该方法需要面向每一类墨粉采集 25 份训练样本,所需样本数量太高,在实际案件的检验过程中很难实现,因此可行性较低。

基于以上分析,本文提出基于红外光谱技术和化学计量学方法实现激光打印墨粉品牌型号的准确溯源,并尽量降低建模所需的样本数量,提高该方法在物证鉴定实务中的可行性和实用性。

2 材料与方 法

2.1 实验样本与红外光谱采集

收集了市场上 3 个常见品牌的 8 种型号的黑白激光打印机(均使用原装硒鼓或粉盒),样本编号、打印机和硒鼓型号见表 1。设计包含中文、数字、实心方块等内容的打印样本,使用欣乐牌 70 g/m²规格复印纸,分批次收集打印实验样本。每周收集 1 批,每台打印机每次打印 5 份样本,共收集 3 批,总计 15 份样本,8 台打印机共收集 120 份实验样本。值得注意的是,同一品牌型号的激光打印墨粉在不同生产时期其配方可能存在一定的差异。本文收集样本的时间跨度较短,不受该因素影响。实际案件的检验过程中针对同一牌型号

表 1 激光打印机信息
Table 1 Information of laser printers

Samples' number	Brand	Type	Type of toner cartridge
S1	HP	M202n	C0388C
S2	Canon	LBP6018L	CRG 925
S3	Canon	LBP6230DN	CRG 326
S4	FUJI XEROX	P268B	CT202331
S5	HP	M226DN	C388A*
S6	HP	M227	C0388C
S7	HP	P1106	CF230A
S8	FUJI XEROX	M188w	DR1035

的墨粉也应收集同一时期的样本,用以避免墨粉配方差异造成的影响。

使用 Nicolet iS50 型号傅里叶变换红外光谱仪(美国 Thermo Fisher Scientific 公司),配有 ATR 套件,扫描次数 32 次,分辨率为 4 cm⁻¹,测量波数范围为 4000~400 cm⁻¹。将样本纸张置于采样台,在纸张上墨粉均匀处采集红外光谱,每个样本测量 3 次,3 次结果一致时判定为有效光谱,计算其平均光谱作为该墨粉的红外光谱。每隔 5 个样本采集一次背景光谱,减少环境因素和人为误差的干扰。使用 SIMCA 软件(美国 Umetrics 公司,13.0 版本)进行光谱数据预处理并建立判别模型。

2.2 光谱数据预处理方法

红外光谱的采集过程中存在许多影响数据质量的干扰因素,例如背景干扰、样品粒度、光的散射以及仪器噪声等,均会导致光谱数据中包含噪声和干扰信息。为此,在建立数据分析模型之前有必要进行光谱数据预处理。

光谱数据的预处理方法有很多,按照处理效果可以分为基线校正、散射校正、平滑处理和尺度缩放 4 类^[11]。基线校正包括一阶导数(FD)、二阶导数(SD)等方法,主要用于扣除背景和消除基线漂移;散射校正包括多元散射校正(MSC)、标准正态变量(SNV)等方法,主要功能是消除颗粒不均产生的散射干扰;平滑处理中最常用的方法是 Savitzky-Golay(SG)平滑,可以消除光谱信号中的随机噪声;尺度缩放包括中心化、归一化等处理,用于消除数据尺度差异造成的影响。

选择预处理方法时,可根据样本数据集表现出的特点有针对性地选择相应方法,不同种类的预处理方法可以叠加使用。但是预处理效果与光谱类型和预测组分都相关,不存在普适性的最优方法。因此,在大致确定需要使用哪些类型的预处理方法后,还需开展遍历实验,根据判别模型的性能指标确定效果最佳的预处理方法。

2.3 偏最小二乘判别分析(PLS-DA)

PLS-DA 是基于偏最小二乘(PLS)回归的判别分

类模型,通过投影将观测变量和预测变量映射到低维度空间,在提炼出主成分信息后,让每一类样本的投影点尽可能聚集,不同类别样本的距离尽可能大,从而实现种类判别。

对于 PLS-DA 模型来说,实验样本的红外光谱数据是自变量 X 矩阵,样本的类别是因变量 Y 矩阵, Y 的数值对应不同类别。利用 PLS 回归将 X 和 Y 矩阵分别分解为

$$X = TP^T + E, \quad (1)$$

$$Y = UQ^T + F, \quad (2)$$

式中: T 和 U 分别是 X 和 Y 的得分矩阵; P 和 Q 则分别是载荷矩阵(即主成分); E 和 F 是误差项。在判别未知样本的类别时,根据 P 矩阵计算出未知样本光谱矩阵的得分,再计算出回归类别信息矩阵 Y_{test} ,与 Y_{test} 距离最近的类别,即是该样本的种类判别结果^[12]。

2.4 模型评价指标

在光谱数据预处理方法的对比实验中,本文利用 R2Y、Q2 指数和测试集样本的准确率评判 PLS-DA 模型质量和判别能力。R2Y 指数是模型在 Y 轴方向的累积解释率,用于体现模型对 Y 矩阵(即类别标签)的

拟合程度;Q2 指数是模型的累积预测率,用于体现模型的预测能力。对于一个较好的模型来说,R2Y 和 Q2 均应大于 0.5,R2Y 应大于 Q2,但二者差值不应超过 0.3。在此前提下,测试结果的准确率越高说明模型性能越好。

为了进一步体现 PLS-DA 模型的综合性能,本文选择 SVM 和 RF 两种机器学习算法作为对比算法。选择受试者工作特征曲线(ROC)以及曲线下面积(AUC)和预测准确率作为模型评价指标。ROC 以假阳性率(FPR)为横坐标、真阳性率(TPR)为纵坐标,曲线越靠近坐标系左上角,分类模型综合性能越好。AUC 数值是 ROC 覆盖区域的面积,数值越接近 1 模型性能越好。

3 结果与讨论

3.1 光谱数据预处理

图 1 展示了全部激光打印墨粉的红外光谱数据,可以看到明显的信号漂移、散射和信号噪声,应分别使用基线校正、散射校正和平滑处理等方法消除干扰信号。

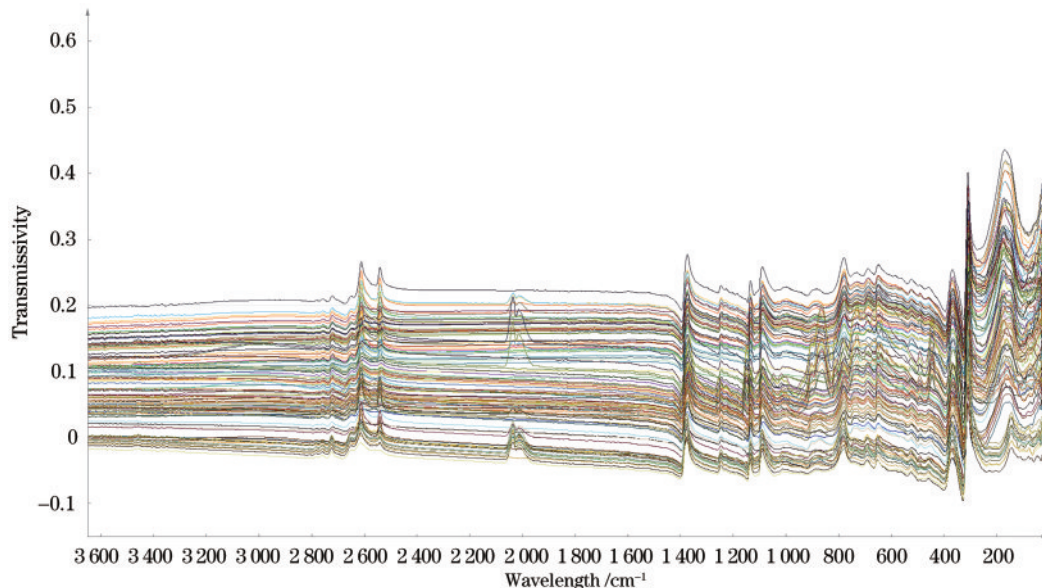


图 1 激光打印墨粉红外光谱图

Fig. 1 Infrared transmission spectra of laser printing toner

基于不同方法处理后的墨粉红外光谱数据建立 PLS-DA 模型,性能指标见表 2。准确率达 100% 的模型共 7 个,进一步比较其 R2Y 和 Q2 指标可知 SD+SG 的预处理方法效果最佳,单独使用 SD 和 SD+MSC 组合的效果也较为理想,说明样本光谱数据中的主要干扰因素是基线漂移。

3.2 激光打印墨粉种类判别分析

3.2.1 墨粉 PLS-DA 模型整体性能

根据预处理方法对比实验的结果,针对 SD+SG 联合处理后的激光打印墨粉光谱数据建立 PLS-DA 种

类别判别模型。分别按照测试集在实验样本总数中占比 1/5、1/4、1/3 和 1/2 的比例划分训练集和测试集,训练 PLS-DA、SVM 和 RF 模型。根据测试结果绘制各模型的 ROC 并计算 AUC 数值。图 2~4 展示了不同测试集占比下 3 种模型的 ROC 和 AUC。

图 2 中所有 PLS-DA 模型的 ROC 都靠近坐标系左上角且 AUC 数值均大于 0.95,充分体现出该模型的优越性能。图 3 中 SVM 模型的微平均 AUC 均大于 0.90,但是该模型对 S2 类样本的预测准确率较低,AUC 最低时仅为 0.67。图 4 表明同等条件下墨粉的

表 2 光谱预处理方法的性能比较

Table 2 Performance comparison of spectral preprocessing methods

Preprocessing method	Number of main components	R2Y	Q2	Accuracy
None	12	0.865	0.747	0.875
FD	4	0.529	0.495	0.792
SD	10	0.921	0.810	1.000
MSC	9	0.713	0.639	0.833
SNV	3	0.398	0.386	0.500
SG	12	0.857	0.773	0.917
FG+MSC	11	0.871	0.761	1.000
SD+MSC	10	0.921	0.810	1.000
FD+SNV	5	0.614	0.560	0.958
SD+SNV	11	0.927	0.729	1.000
FD+SG	4	0.529	0.496	0.750
SD+SG	11	0.938	0.814	1.000
FD+MSC+SG	11	0.867	0.758	1.000
SD+MSC+SG	4	0.504	0.488	0.792
FD+SNV+SG	5	0.614	0.559	0.958
SD+SNV+SG	11	0.923	0.744	1.000

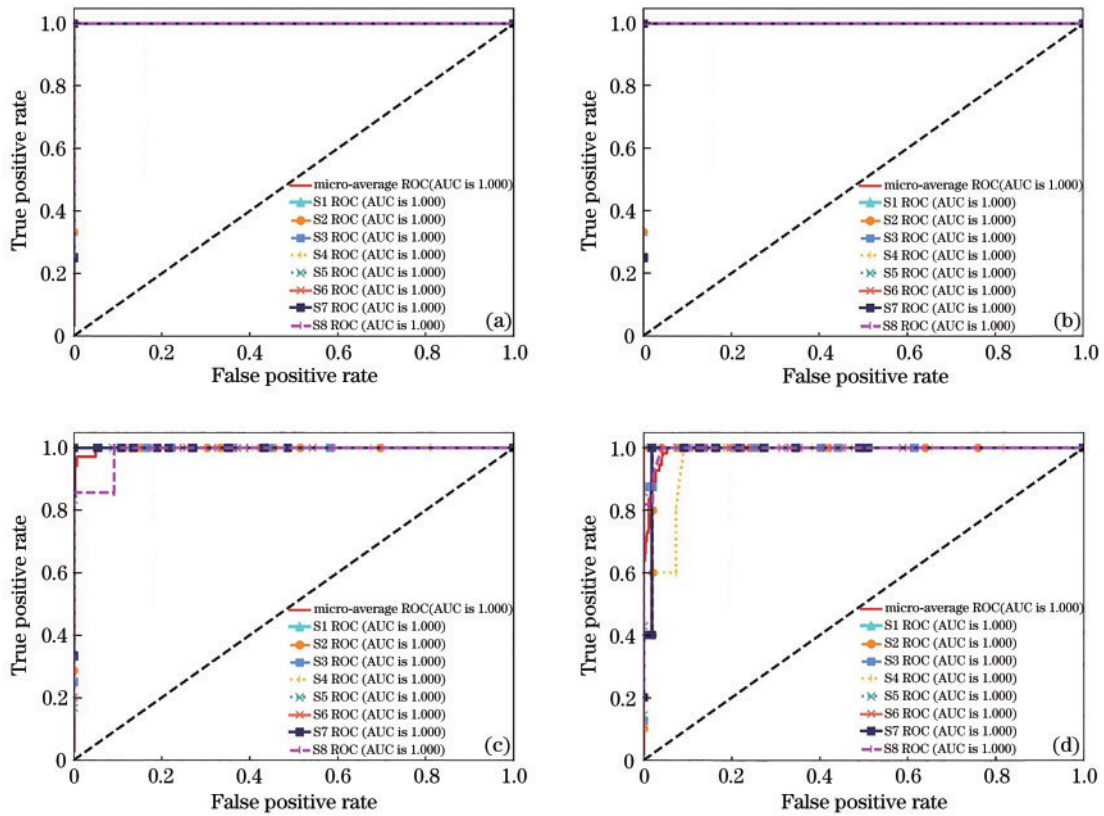


图 2 墨粉 PLS-DA 模型的 ROC 和 AUC。(a)测试集占比 1/5;(b)测试集占比 1/4;(c)测试集占比 1/3;(d)测试集占比 1/2
Fig. 2 ROC and AUC of toner's PLS-DA model. (a) Testing set ratio is 1/5; (b) testing set ratio is 1/4; (c) testing set ratio is 1/3; (d) testing set ratio is 1/2

RF 模型优于 SVM 模型,但是不如 PLS-DA 模型。尤其是 S5 类样本,AUC 最小值为 0.80,说明该模型对此类样本的判别能力较弱。

表 3 和表 4 记录了不同测试集占比下 3 种模型的

微平均 AUC 数值和测试集准确率。可以发现 PLS-DA 模型的各项指标始终领先,测试集占比 1/5 和 1/4 时微平均 AUC 和准确率均为 1.000;而当测试集样本占比高达 1/2 时,即仅依据每一类墨粉的 7~8 个样本

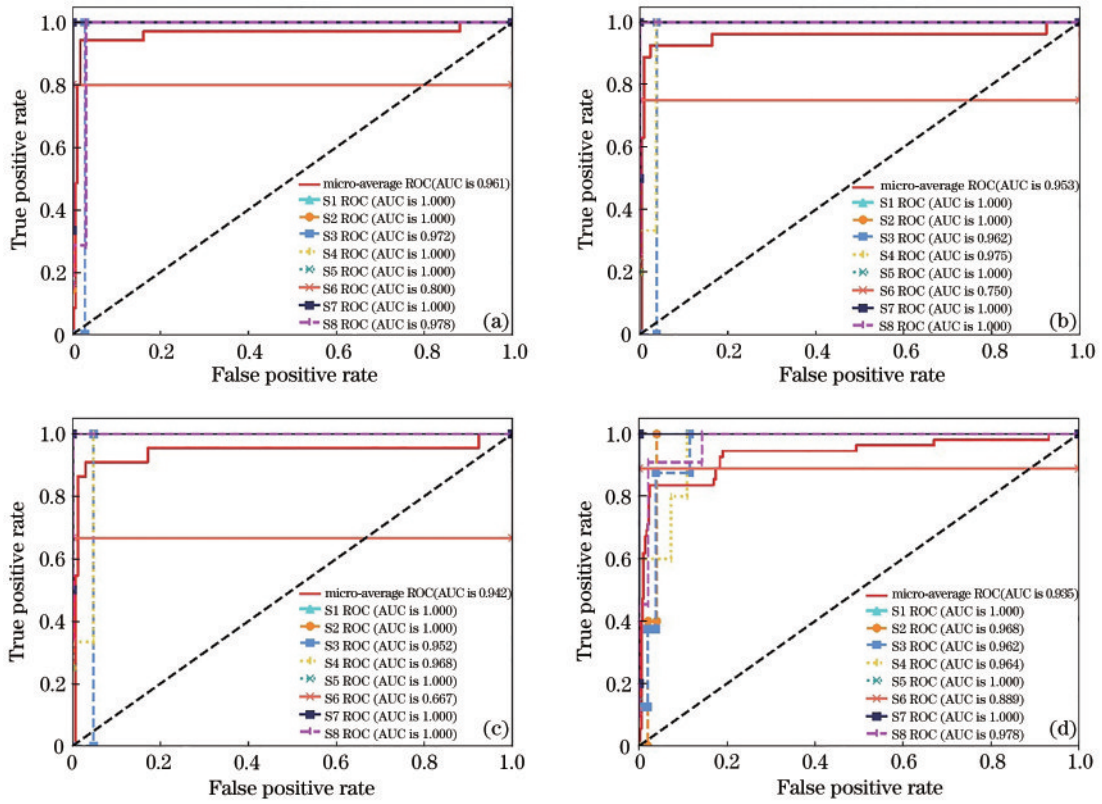


图 3 墨粉 SVM 模型的 ROC 和 AUC。(a)测试集占比 1/5;(b)测试集占比 1/4;(c)测试集占比 1/3;(d)测试集占比 1/2
 Fig. 3 ROC and AUC of toner's SVM model. (a) Testing set ratio is 1/5; (b) testing set ratio is 1/4; (c) testing set ratio is 1/3; (d) testing set ratio is 1/2

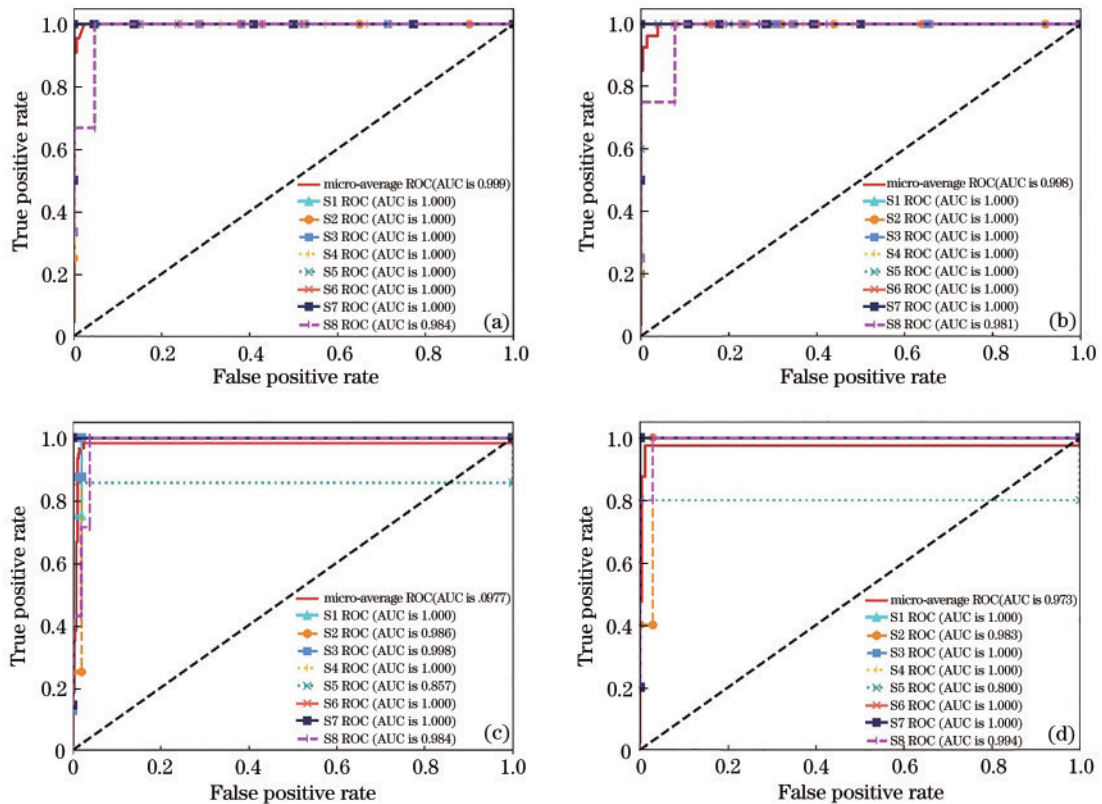


图 4 墨粉 RF 模型的 ROC 和 AUC。(a)测试集占比 1/5;(b)测试集占比 1/4;(c)测试集占比 1/3;(d)测试集占比 1/2
 Fig. 4 ROC and AUC of toner's RF model. (a) Testing set ratio is 1/5; (b) testing set ratio is 1/4; (c) testing set ratio is 1/3; (d) testing set ratio is 1/2

表 3 墨粉判别模型的微平均 AUC 值

Table 3 Micro-average AUC of different toner discriminant models

Testing set ratio	PLS-DA	SVM	RF
1/5	1.000	0.961	0.999
1/4	1.000	0.953	0.998
1/3	0.998	0.942	0.977
1/2	0.994	0.934	0.972

表 4 墨粉判别模型的测试样本准确率

Table 4 Testing accuracy of different toner discriminant models

Testing set ratio	PLS-DA	SVM	RF
1/5	1.000	0.875	0.917
1/4	1.000	0.900	0.900
1/3	0.983	0.917	0.917
1/2	0.950	0.850	0.933

进行学习,微平均 AUC 仍大于 0.990、准确率为 0.950。同等条件下,SVM 模型和 RF 模型的准确率仅为 0.850 和 0.933,充分显示出 PLS-DA 模型在小样本训练中的优势。

墨粉红外光谱数据集的主要特点是数据维度高、变量间相关性高,变量维度远大于样本数量,并且样本类别较多。对于常见的机器学习算法来说,具备上述特点的数据集训练难度较大。

SVM 算法在小样本分类问题中表现较好,但是该算法主要用于解决二分类问题,在多分类判别时性能较差。实验样本中包含 8 类激光打印墨粉,SVM 模型的性能也不太理想。RF 模型善于处理较高维度的数据,实验结果表现出的模型性能也相对较好。但是该算法更适合面向变量相关度较低甚至不相关的数据建模,挖掘变量间关系的能力较弱。

PLS-DA 算法在面向高维度、多重相关的小样本数据建模时优势鲜明。该算法通过投影面向自变量和因变量矩阵分别提取最具代表性的主成分 t 和 u ,并确保 t 对于 u 具备最强的解释能力。既能深度解构高维变量间的多重相关性,又能准确刻画自变量和因变量的关系,学习能力强、训练效率高,仅依靠小规模样本即可获得准确率极高的分类模型。

在文件物证的检验鉴定工作中,受案情限制,鉴定人员通常无法找到足够数量的样本文件,只能根据数量有限的文件材料出具鉴定意见。在此背景下,就要求判别模型能够基于少量训练样本建立起准确率较高的分类器。从这一角度来看,PLS-DA 比其他机器学习算法更适于文件检验工作。

3.2.2 墨粉 PLS-DA 模型分析

图 5~6 展示了 PLS-DA 模型的训练样本 3D 得分图。图 5 包含了所有训练集样本,坐标轴是 $t1-t3$,意味着该图展示了训练样本在 X 矩阵前 3 个载荷上的得分分布。除了 S1 墨粉与 S3 墨粉的个别样本距离较近以外,

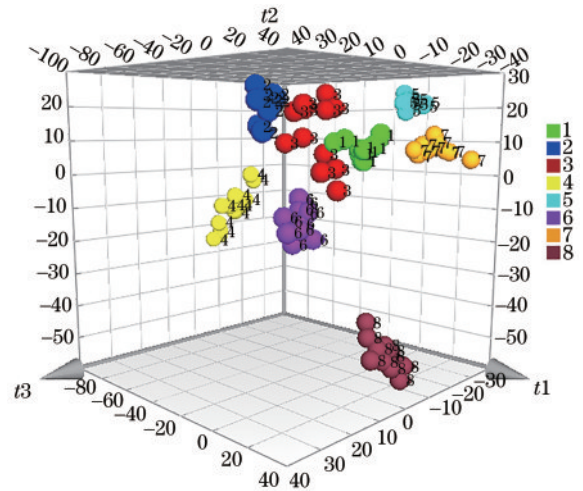


图 5 所有训练集样本的 PLS-DA 模型 3D 得分图

Fig. 5 All training samples' 3D score plot of PLS-DA model

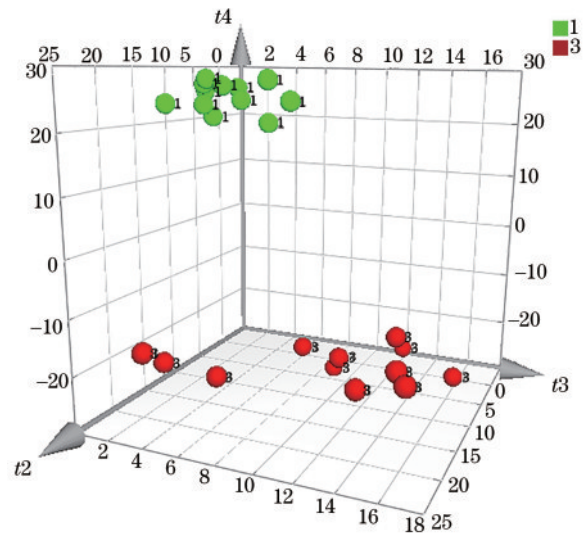


图 6 S1、S3 类训练集样本的 PLS-DA 模型 3D 得分图

Fig. 6 S1 and S3 training samples' 3D score plot of PLS-DA model

其他样本均呈现类内紧密聚集、类间距离鲜明的特点。图 6 展示了坐标轴为 $t2-t4$ 时 S1 和 S3 样本的得分图,两者的 $t4$ 得分差异较大,表明可以被模型明确区分。

变量投影重要性(VIP)数值是体现模型自变量对因变量解释能力的重要指标,数值越大表明该变量对因变量的解释能力越强。图 7 展示了 PLS-DA 模型的自变量 VIP,通过对 VIP 数值分析,可以找出激光打印墨粉红外光谱信号中对于判别模型贡献较大的波段。由图 7 可知,860~865 cm^{-1} 、890~894 cm^{-1} 、1110~1114 cm^{-1} 、1124~1127 cm^{-1} 、1248~1265 cm^{-1} 、1788~1798 cm^{-1} 、2491~2495 cm^{-1} 等波段内,VIP 数值均大于 1.5,是该模型的关键自变量。

将 VIP 值大于 1 的变量和相应幅值提取出来,组成新的数据集,分别训练 PLS-DA、SVM 和 RF 模型。全光谱模型和 VIP 光谱模型的微平均 AUC 见表 5。

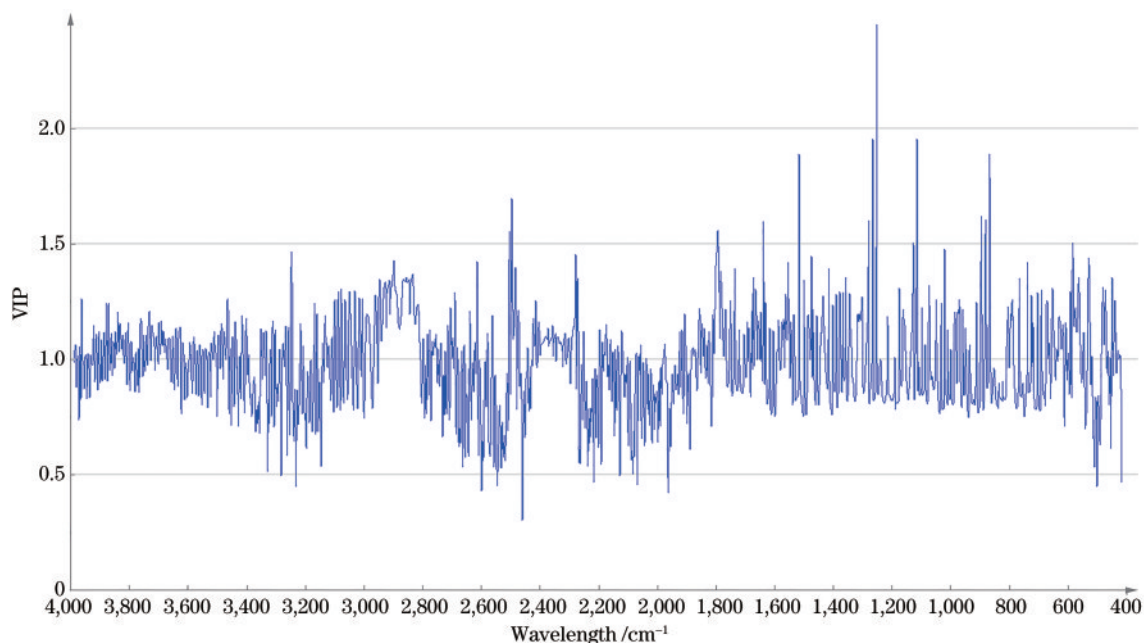


图 7 墨粉 PLS-DA 模型自变量的 VIP 值

Fig. 7 Variable influence on projection (VIP) of toner's PLS-DA model

表 5 墨粉全光谱模型和 VIP 光谱模型的微平均 AUC

Table 5 Micro-average AUC of models based on full spectrum and VIP spectrum

Testing set ratio	Full spectrum	VIP spectrum	Full spectrum	VIP spectrum	Full spectrum RF	VIP spectrum RF
	PLS-DA	PLS-DA	SVM	SVM		
1/5	1.000	0.995	0.961	0.984	0.999	0.998
1/4	1.000	0.994	0.953	0.980	0.998	0.998
1/3	0.998	0.993	0.942	0.975	0.977	0.996
1/2	0.994	0.984	0.934	0.972	0.972	0.994

可以发现,同等条件下,基于 VIP 光谱数据训练的 PLS-DA 模型微平均 AUC 都低于全光谱模型,但是基于 VIP 光谱数据建立的 SVM 模型和 RF 模型的性能均优于全光谱模型。

通过 VIP 值筛选出的关键变量对模型的贡献较大,但是仅提取这些关键变量会破坏原始数据之间的相关性,这一变化仅对 PLS-DA 模型形成不良影响。对于 SVM 和 RF 模型来说,精简后的数据集维度下降,训练难度降低。由此可知,优选数据这一方法并非适用于所有模型,应根据数据特性和模型特点进行合理选择。

4 结 论

为了实现激光打印墨粉的种类判别,设计了一套基于红外光谱和化学计量法的激光打印墨粉种类判别方法。首先根据墨粉红外光谱信号的特点以及遍历法筛选出效果最佳的光谱数据预处理方法,而后逐步减少训练集样本的数量并建立 PLS-DA 模型。对比实验表明:在面向激光打印墨粉红外光谱数据建模时,PLS-DA 模型的准确率更高、可解释性更强,并且建模所需的样本数量较少。面对 8 类墨粉的种类鉴别任

务,PLS-DA 模型仅需要每一类墨粉的 7~8 个训练样本即可建立准确率达 95% 的判别模型,充分验证了该方法在物证鉴定实际工作中的可行性和实用性。PLS-DA 与其他机器学习算法的对比实验结果说明,PLS-DA 算法在面向高维度、多重相关数据建模时具备显著优势,与红外光谱技术相结合,能够显著提升分类结果的准确率。可考虑将该方法推广至纸张、油墨、印油等其他文件物质材料的种类鉴别任务,是添改文件检验和可疑文件溯源的有效技术手段。

参 考 文 献

- [1] 韩丹岩,涂丽云.文件检验学[M].北京:中国人民公安大学出版社,2015:287.
Han D Y, Tu L Y. Document examination[M]. Beijing: People's Public Security University of China Press, 2015: 287.
- [2] 刘杰,刘刚,李姝洁,等.人工老化小麦种子的红外光谱鉴别[J].激光与光电子学进展,2021,58(8):0830002.
Liu J, Liu G, Li S J, et al. Infrared spectroscopy identification of artificially aging wheat seeds[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0830002.
- [3] 王淑贤,肖航,杨振发,等.香精掺假普洱茶的近红外

- 光谱检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(23): 233005.
Wang S X, Xiao H, Yang Z F, et al. Detection of flavor adulterated Pu'er tea by near-infrared spectroscopy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(23): 233005.
- [4] 胡天佑, 陈志莉, 唐瑾, 等. 基于红外光谱构建土壤苯乙烯污染预测模型[J]. 光学学报, 2020, 40(8): 0830001.
Hu T Y, Chen Z L, Tang J, et al. Model construction for soil styrene pollution prediction based on infrared spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(8): 0830001.
- [5] 徐秀明, 张金庄, 李国平, 等. 用傅立叶变换红外光谱法检验激光打印机墨粉[J]. 辽宁警专学报, 2010, 12(5): 65-67.
Xu X M, Zhang J Z, Li G P, et al. Analysis of testing laser printer toners by Fourier transform infrared spectroscopy[J]. Journal of Liaoning Police Academy, 2010, 12(5): 65-67.
- [6] Almeida A A C, Barbosa M F, Valente Nabais J M, et al. Diamond cell Fourier transform infrared spectroscopy transmittance analysis of black toners on questioned documents[J]. Forensic Science International, 2012, 214(1/2/3): 59-66.
- [7] 龚力伟, 姚丽娟, 崔岚, 等. 红外光谱结合化学计量学方法在激光打印原装黑色墨粉分析中的应用研究[J]. 广东化工, 2017, 44(15): 70-72.
Gong L W, Yao L J, Cui L, et al. Distinguishes different laser printers by using infrared spectrometer[J]. Guangdong Chemical Industry, 2017, 44(15): 70-72.
- [8] 张清华, 杨旭, 罗仪文, 等. 红外光谱结合化学计量学方法在激光打印原装黑色墨粉分析中的应用研究[J]. 中国司法鉴定, 2014(5): 28-33.
Zhang Q H, Yang X, Luo Y W, et al. Analysis of original black toner of laser printers by infrared spectroscopy coupled with chemometrics[J]. Chinese Journal of Forensic Sciences, 2014(5): 28-33.
- [9] Materazzi S, Risoluti R, Pinci S, et al. New insights in forensic chemistry: NIR/Chemometrics analysis of toners for questioned documents examination[J]. Talanta, 2017, 174: 673-678.
- [10] 刘猛, 申思, 王楠. 可见-近红外高光谱图像技术快速鉴别激光打印墨粉[J]. 发光学报, 2017, 38(5): 663-669.
Liu M, Shen S, Wang N. Rapid identification of black toner variety by visible and near infrared hyperspectral imaging technology[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2017, 38(5): 663-669.
- [11] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2800-2806.
Diwu P Y, Bian X H, Wang Z F, et al. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2800-2806.
- [12] 金文玲, 曹乃亮, 朱明东, 等. 基于近红外超连续激光光谱的水稻种子活力无损分级检测研究[J]. 中国光学, 2020, 13(5): 1032-1043.
Jin W L, Cao N L, Zhu M D, et al. Nondestructive grading test of rice seed activity using near infrared super-continuum laser spectrum[J]. Chinese Optics, 2020, 13(5): 1032-1043.