

中国蜂胶薄层色谱分析结果的机器学习判别研究

唐铁鑫, 刘慧, 邓礼荷, 邱新华(肇庆医学高等专科学校, 广东 肇庆 526020)

摘要: 目的 对中国蜂胶和杨树胶的薄层色谱分析结果进行机器学习判别研究, 探讨可行的策略。方法 样品用甲醇提取后, 点样于硅胶 60 薄层板, 以正己烷-乙酸乙酯-甲酸(10:4:0.5)为展开剂, 用浓氨水和双氧水熏至显色清晰, 然后用扫描仪扫描获取薄层色谱图。图像用机器学习作判别分析。用图像分析处理提取光密度色谱图数据后再分别用主成分分析、偏最小二乘判别、线性判别分析进行判别。将样品色谱道图像按照展开路径截取, 分别用 7 种图像特征描述符提取图像特征后, 用支持向量机对数据建模、判别。**结果** 主成分分析、偏最小二乘判别的结果显示中国蜂胶和杨树胶的色谱数据存在明显的分类界限。用线性判别分析进行判别, 正确率达到 100%。用图像特征描述符提取特征结合支持向量机的方法, 以 ColorLayout、Tamura 图像特征描述符进行判别的效果最好, 正确率为 100%。**结论** 在中国蜂胶薄层色谱鉴别中应用机器学习判别分析是可行的, 有助于提高薄层色谱图判别的客观性。用 ColorLayout、Tamura 图像特征描述符提取色谱图特征再结合支持向量机的方法简便易用, 适合用于大量薄层色谱图的机器学习分析。

关键词: 中国蜂胶; 薄层色谱法; 机器学习; 判别分析

中图分类号: R917.101

文献标志码: B

文章编号: 1007-7693(2022)24-3267-06

DOI: 10.13748/j.cnki.issn1007-7693.2022.24.012

引用本文: 唐铁鑫, 刘慧, 邓礼荷, 等. 中国蜂胶薄层色谱分析结果的机器学习判别研究[J]. 中国现代应用药学, 2022, 39(24): 3267-3272.

Research on Discrimination of Thin-layer Chromatographic Results of Chinese Propolis Using Machine Learning

TANG Tiexin, LIU Hui, DENG Lihe, QIU Xinhua(Zhaoqing Medical College, Zhaoqing 526020, China)

ABSTRACT: OBJECTIVE To study discrimination of thin-layer chromatograms of Chinese propolis and poplar tree gum using machine learning and to investigate a feasible strategy. **METHODS** Samples were extracted with methanol and the solutions were applied on Silica 60 plate. A mixture of n-hexane-ethyl acetate-formic acid(10:4:0.5) was used as the mobile phase. The plate was treated with the ammonia and hydrogen peroxide vapours until the colour of the spots on the plate was clear. Then the image of the thin-layer chromatogram was acquired by office scanner. Images of chromatograms were discriminated using machine learning. Densitometric chromatogram data were acquired from images by image analysis and discriminated using principal component analysis, partial least squares discrimination, linear discriminant analysis, separately. And the lane images of samples were separately cropped according to their migration paths, features of lane images were extracted by seven image feature descriptors separately, and data were used for training and discrimination using support vector machine. **RESULTS** The results of principal component analysis and partial least squares discrimination showed that there was obvious classification boundary between chromatographic data of Chinese propolis samples and those of poplar tree gum samples. And the correct rate of machine learning using linear discriminant analysis was 100%. For the methods combining features extraction using image feature descriptors and support vector machine, discrimination according to ColorLayout and Tamura descriptor obtained better results, and their correction rates were both 100%. **CONCLUSION** It is feasible to use machine learning in discriminant analysis of thin-layer chromatographic identification of Chinese propolis, and it would be beneficial to the discriminant objectivity of thin-layer chromatographic identification. The method combining features extraction using ColorLayout, Tamura image descriptor and support vector machine were convenient to use and feasible to be used in analysis based on machine learning for a great number of thin-layer chromatograms.

KEYWORDS: Chinese propolis; thin-layer chromatogram; machine learning; discriminant analysis

蜂胶被广泛用于健康食品、化妆品和传统药物中^[1-2]。树汁是蜜蜂用于生产蜂胶的主要物质, 所以蜂胶的化学成分主要由树汁的化学成分决定。中国是世界第二大蜂胶生产国^[1]。绝大多数中

国蜂胶的树汁来源于杨柳科杨属植物及其杂交种, 所以中国蜂胶被归类为杨树型(poplar-type)^[3]。杨树胶是杨树芽的提取物, 外观和化学成分都与蜂胶相似, 因此被用于冒充蜂胶^[3-4]。用薄层色谱法

基金项目: 肇庆市科技创新指导类项目(2016040304-8); 肇庆医学高等专科学校创新强校工程建设规划项目(2017-6-51)

作者简介: 唐铁鑫, 男, 博士, 副教授 E-mail: tangtiexin@zqmc.edu.cn

(thin-layer chromatography, TLC)通过图像分析获取光密度色谱数据,再用于机器学习判别,可以区分中国蜂胶和杨树胶^[5]。

TLC 是鉴别中药、天然药物最常用、使用最广泛的方法。与其他方法相比, TLC 具有简易、成本低、灵活性强、易于开展的优点。国内外药典应用 TLC 鉴别天然药物,主要以个人主观比较的方式进行判别,影响了结果判断的客观性。用机器学习(化学计量学)方法对薄层色谱图进行判别为天然药物质量控制提供了新的思路和方法^[5-11]。由于重复性不好、边沿效应等原因,通常薄层色谱图需要用图像分析方法进行斑点/色谱峰对齐、获取光密度色谱图数据、数据标准化等步骤^[5-6,11],再把数据用于机器学习判别。这个过程增加了人工干预的操作,难以应用于大规模数据挖掘,并且一定程度上改变了图像的原貌。

近年来,图像检索技术快速发展,可以结合图像特征描述符的提取和机器学习分析来进行图像的判别。这类技术在图像检索、人脸识别、生物医学图像识别等方面得到广泛应用^[12-14],为海量图像数据的快速信息挖掘提供了工具。目前尚缺乏将该类技术应用于薄层色谱图判别的研究。本研究以中国蜂胶和杨树胶的薄层色谱图机器学习为例,探讨结合图像特征描述符的提取和机器学习分析来进行薄层色谱分析结果机器学习判别的方法学,为后续在中药质量控制中运用人工智能提供参考。

1 材料和方法

1.1 仪器和试剂

硅胶 60 铝背材薄层板(德国默克公司); FA1104 万分之一电子分析天平(上海精密科学仪器有限公司); HN1006 型超声清洗机(中国华南超声设备厂); 25 μL 平头微量注射器(上海高鸽工贸有限公司); 200 mm $\times$ 200 mm P-1 双槽薄层展开缸(上海信谊仪器厂有限公司); 爱普生 ME350 复印、扫描、打印一体机均购自日本 Epson 公司。

薄层色谱图像分析软件为自编软件,用 Delphi Xe2 集成开发环境开发(美国 Embarcadero 公司); 主成分分析、偏最小二乘判别采用 SIMCA-P 11.5 软件(瑞典 Umetrics AB 公司); 线性判别采用 SPSS 19.0 软件(美国 IBM 公司); 图像特征提取和机器学习判别软件用 Eclipse 的 Java 编译环境开发(美国 IBM 公司); SURF(Speeded Up Robust Features,

加速稳健特征)特征提取、支持向量机(support vector machine, SVM)算法的类库调用 OpenCV 开源计算机视觉库; 颜色和边缘的方向性描述符(color and edge directivity descriptor, CEDD)、模糊颜色和纹理直方图(fuzzy color and texture histogram, FCTH)、JCD(CEDD 和 FCTH 特征结合到一个直方图)、颜色布局描述符(Color Layout Descriptor, ColorLayout)、Gabor(使用 Gabor 过滤器获得纹理特征)、Tamura(计算灰度图像的粗糙度、对比度和方向性)图像特征描述符提取算法类库调用 LIRE(Lucene Image Retrieval)开源图像检索库。

中国蜂胶样品和杨树胶样品从各地养蜂人或商业公司那里收集得来,详细信息见表 1; 槲皮素对照品(中国食品药品检定研究院,含量 $\geq 99\%$; 批号: 100081-200406); 高良姜素(上海融合医药科技有限公司,含量 $\geq 99\%$; 批号: 120719); 其他试剂为分析纯。

表 1 中国蜂胶和杨树胶的来源

Tab. 1 Origins of the Chinese propolis and poplar tree gum samples

样品名	样品代号	来源
中国蜂胶	T1	安徽省宣城市祥云养蜂合作社
中国蜂胶	T2	山东省青岛市祝雪峰养蜂场
中国蜂胶	T3	四川省眉山市彭山区菱角峰产品城西分店
中国蜂胶	T4	河南省普瑞蜂产品有限公司
中国蜂胶	T5	陕西省西安市颐蜂堂生态蜜蜂园有限公司
中国蜂胶	T6	陕西省西安市东大县罗汉洞养蜂场
中国蜂胶	T7	河南省郑州市大华蜂产品公司(样品采自山东)
中国蜂胶	T8	河南省郑州市大华蜂产品公司(样品采自安徽)
杨树胶	F1	上海协美蜂产品有限公司
杨树胶	F2	甘肃西联蜂业
杨树胶	F3	河南省郑州市大华蜂产品公司

1.2 样品制备和薄层色谱分析方法

取样品约 0.5 g,精密称定,置 50 mL 具塞三角瓶中,精密加入 20.0 mL 甲醇,密塞精密称定总重,超声处理 20 min,精密称重,补加甲醇至原总重,摇匀,滤过,取滤液作为供试品溶液。另取对照品槲皮素、高良姜素适量,分别精密称定,置 10 mL 量瓶中,用甲醇溶解并定容,摇匀,分别制成 0.20, 0.25 $\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 的对照品溶液。

用平头微量注射器分别吸取供试品溶液和对照品溶液,距离下沿 1.5 cm、间隔 1 cm 点于薄层板上,点样量为 5 μL ,以正己烷-乙酸乙酯-甲酸

(10 : 4 : 0.5)为展开剂,在预先用展开剂饱和好的展开缸中展开约 7 cm,取出,晾干,105 ℃烘箱中烘烤 10 min,置于另一个双槽展开缸中,分别用小烧杯盛 10 mL 浓氨水和 10 mL 双氧水放入展开缸,盖上盖子,用氨和过氧化氢蒸气熏至薄层板上样品斑点颜色清晰且稳定,取出,用扫描仪扫描获取数字图像。

1.3 图像分析方法

将薄层色谱图旋转,使点样点处于水平位置,将色谱图沿斑点展开方向分割成各个色谱道;根据起点、槲皮素斑点、高良姜素斑点和溶剂前沿的位置,分区缩放,将各个色谱道匹配对齐;将各个色谱道水平方向各行像素点的灰度值累加起来,得到该道的光密度色谱图数据;取点样点结束到溶剂前沿这一段的光密度色谱图数据,缩放成 256 个变量的数组,将光密度色谱图数据标准化到数值为 0~255^[5,7]。

1.4 判别分析

每一组光密度色谱图的数据(256 个变量)构成一个多维向量,总共 22 个多维向量(11 个样品重复测定 2 次)构成待分析的全部数据。将光密度色谱图数据输出成 CSV(逗号分隔值)格式文件,加上个案标记、分组变量数据,把文件再导入 SIMCA 软件,分别进行自变量主成分分析、偏最小二乘判别的建模分析。使用自动分析后选择 1, 2, 3 个主成分进行建模和绘制散点图。

数据导入 SPSS 软件进行线性判别分析,设置自变量(光密度色谱图数据)和分组变量(范围为 0~1,中国蜂胶样品为 1;杨树胶样品为 0),使用步进式方法,其他参数使用默认设置。

将各样品的色谱道图像按照展开路径从点样点结束到溶剂前沿截取出来。计算机程序先提取出图像特征,选取的图像特征描述符包括: SURF、CEDD、FCTH、ColorLayout、JCD、Gabor、Tamura。然后用 SVM 算法对提取的图像特征进行监督学习,并建立起判别模型。其中, SVM 内核类型采用线性(linear),分类器用 C_SVC(C 类支持向量分类机), SVM 训练程序终止准则为阈值(epsilon)< 0.001 或最大迭代次数>1 000。SVM 优化问题的参数 C 设置为 1。每次从全部样品色谱图中留出一个用作测试,其余用于特征提取、机器学习、建立判别模型;再把留出来没有用于模型训练的样品色谱

图放入模型中进行判别。流程见图 1。

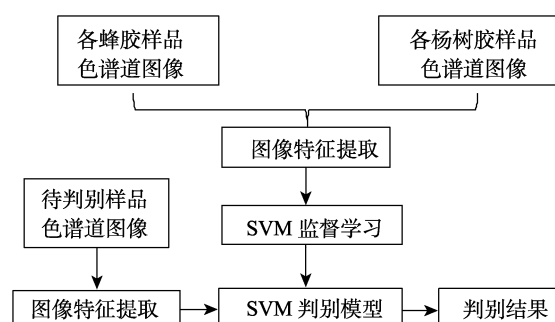


图 1 图像特征提取结合 SVM 判别分析的流程图

Fig. 1 Flowchart of discriminant analysis combining image features extraction and SVM

2 结果

2.1 薄层色谱分析及色谱图对齐

2 次独立的样品 TLC 分析的色谱图以及对齐后的色谱图见图 2。比较图 2A、B 可以看到,杨树胶样品的薄层色谱图中显示出与中国蜂胶样品相似的斑点。通过分区缩放使各个供试品的色谱图相互匹配对齐后,边沿效应和 2 次重复测定导致的比移值变化得到很好的改正,结果见图 2C、D。

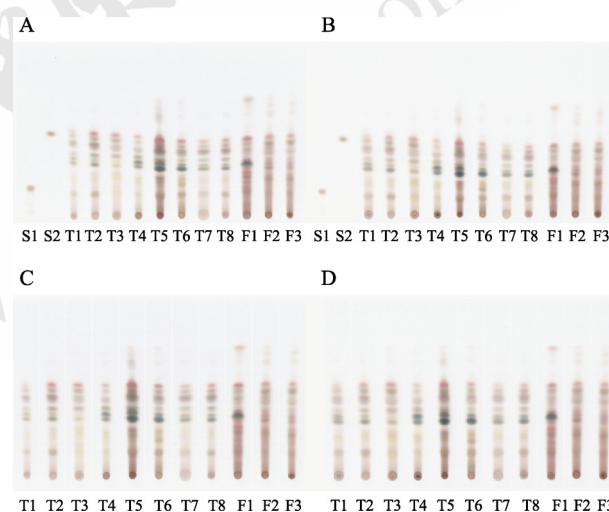


图 2 2 次独立的样品 TLC 分析的色谱图以及匹配对齐后的各道色谱图

A—第 1 次测定的色谱图; B—测定 2 的色谱图; C—测定 1 中匹配对齐后的各道色谱图; D—第 2 次测定中匹配对齐后的各道色谱图; S1—槲皮素; S2—高良姜素; T1~T8—中国蜂胶样品; F1~F3—杨树胶样品。

Fig. 2 Chromatograms of two separate TLC runs and their lane chromatograms after alignment

A—chromatogram of run 1; B—chromatogram of run 2; C—lane chromatograms after alignment from run 1; D—lane chromatograms after alignment from run 2; S1—quercetin; S2—galangin; T1—T8—Chinese propolis; F1—F3—poplar tree gum.

2.2 判别分析

主成分分析、偏最小二乘判别的模型数据结果见表 2。当 Q2 数值>0.5, 一般认为所建立的模

型较好。基于自变量的主成分分析, 仅用 1 个主成分, Q^2 数值就 >0.5 , 绘制散点图(图 3A)发现, 中国蜂胶和杨树胶的数据点并未能区分开。计算 2 个主成分时, Q^2 数值增大, 绘制散点图(图 3B)可见中国蜂胶和杨树胶的点之间有明显的空白区域, 中间可以画界将两类点分开。继续增加到 3 个主成分, 三维散点图上两类点的界限会更加明显(图 3C)。偏最小二乘判别是监督学习方法, Q^2 优于自变量主成分分析; 得到的散点图结果与自变量主成分分析的散点图结果一致。

表 2 主成分分析和偏最小二乘判别模型数据

Tab. 2 Data of model of principal component analysis and partial least squares discrimination

处理方式	成分个数	R^2X/cum	R^2Y/cum	Q^2/cum
自变量主成分分析	1	0.564	—	0.533
	2	0.727	—	0.647
	3	0.802	—	0.657
偏最小二乘判别	1	0.553	0.765	0.720
	2	0.714	0.926	0.869
	3	0.783	0.976	0.938

线性判别分析根据提供的组成员身份已知的个案生成组间最佳判别的预测变量的线性组合(包含判别函数)。所得到的判别模型对中国蜂胶和杨树胶样品数据的判别正确率为 100%, 结果见表 3。

表 3 线性判别分析结果

Tab. 3 Result of linear discriminant analysis

样品标记	个案序号	实际组 (1 为中国蜂胶, 0 为杨树胶)	预测组	判别式得分
第 1 次测定	1T1	1	1	3.573
	1T2	2	1	6.135
	1T3	3	1	2.124
	1T4	4	1	5.200
	1T5	5	1	3.038
	1T6	6	1	2.227
	1T7	7	1	3.306
	1T8	8	1	3.721
	1F1	9	0	-10.233
	1F2	10	0	-9.218
	1F3	11	0	-9.231
第 2 次测定	2T1	12	1	3.327
	2T2	13	1	5.156
	2T3	14	1	2.705
	2T4	15	1	3.386
	2T5	16	1	3.373
	2T6	17	1	2.468
	2T7	18	1	3.475
	2T8	19	1	3.621
	2F1	20	0	-8.697
	2F2	21	0	-9.256
	2F3	22	0	-10.201

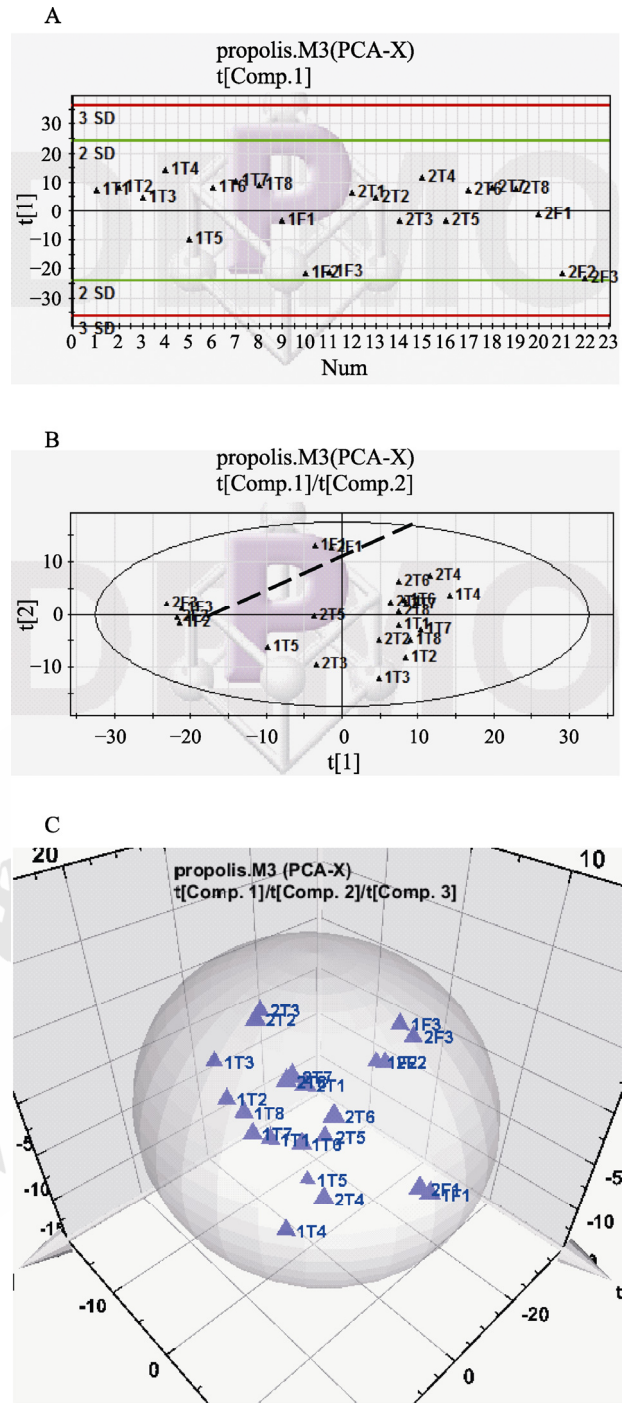


图 3 主成分分析的散点图

A-1 个主成分散点图; B-2 个主成分散点图; C-3 个主成分散点图。

Fig. 3 Scatter diagrams of principal component analysis

A-scatter diagram with one component; B-scatter diagram with two components; C-scatter diagram with three components.

图像特征提取后用 SVM 建模判别的结果见表 4。对于应用 SURF、CEDD、FCTH、JCD、ColorLayout、Gabor、Tamura 图像特征描述符的方法, 22 个样品的判别正确数量分别为 13, 19, 19, 18, 22, 16, 22。应用 ColorLayout 和 Tamura 特征描述符的方法正确率为 100%。

表 4 应用图像特征提取结合 SVM 建模判别分析的结果
Tab. 4 Results of discriminant analysis combining image features extraction and SVM

样品标记	SURF	CEDD	FCTH	JCD	ColorLayout	Gabor	Tamura
第 1 次测定	1T1	T	T	T	T	T	T
	1T2	T	T	T	T	T	T
	1T3	T	T	T	T	T	T
	1T4	T	T	T	T	T	T
	1T5	T	T	⊖	⊖	T	T
	1T6	T	T	T	T	T	T
	1T7	T	T	T	T	T	T
	1T8	⊖	T	T	T	T	T
	1F1	⊖	F	F	F	⊖	F
第 2 次测定	1F2	⊖	F	F	F	⊖	F
	1F3	⊖	⊖	⊖	F	⊖	F
	2T1	T	T	T	T	T	T
	2T2	T	T	T	T	T	T
	2T3	T	T	T	⊖	T	T
	2T4	⊖	T	T	T	T	T
	2T5	⊖	⊖	⊖	T	T	T
	2T6	⊖	T	T	T	T	T
	2T7	T	T	T	T	T	T
	2T8	T	T	T	T	T	T
	2F1	⊖	F	F	F	⊖	F
	2F2	F	⊖	F	F	⊖	F
	2F3	⊖	F	F	F	⊖	F

T-中国蜂胶; F-杨树胶; ⊖-与样品标记中字母不同。
T-Chinese propolis; F-poplar tree gum; ⊖-different from the letter in the sample mark.

3 讨论

Tang 等^[5]用硅胶 G 预制薄层板, 以甲苯-乙酸乙酯-甲酸(10:4:0.5)为展开剂, 进行中国蜂胶 TLC 分析。由于甲苯为易制毒化学品, 因此本次研究中将甲苯改为正己烷, 取得良好分离效果。

TLC 的边沿效应和重复性不佳等问题, 对数据进行机器学习判别产生影响。通过斑点匹配对齐, 边沿效应和 2 次重复测定导致的比移值变化得到了很好的改正, 保证了主成分分析、线性判别分析、偏最小二乘判别的正确率, 但人工操作多、步骤复杂。

用线性判别分析进行中国蜂胶和杨树胶的薄层色谱图计算机模式识别, 正确率达到 100%。采用监督学习的方法在有因变量参与决定的条件下建立一个准则, 将高维数据投影到某个分类空间上, 使类与类之间尽可能地分开, 然后再进行判别, 分类更准确、适用性更强。线性判别分析与

偏最小二乘法、人工神经网络、支持向量机相比算法更简单, 但在一般情况下效果可接近最优, 应用比较广泛, 在样本有限的情况下甚至可取得比复杂的分类器更好的效果^[15]。因此, 薄层色谱图在通过图像分析获取光密度色谱图数据后, 可以用线性判别取得良好的判别效果。

用图像特征提取结合支持向量机判别分析的方法, 不需要进行图像斑点对齐、光密度色谱数据获取等操作, 避免改变色谱图原貌, 分析速度更快, 人工操作少, 更适合大量数据的信息挖掘。结果中 SURF 和 Gabor 特征描述符提取的是纹理特征, 而且具有方向不变性, 对纹理的方向不敏感的, 判别效果较差。原因可能是薄层色谱图上斑点的纹理特征差别小, 并且斑点的位置对判别是关键, 所以用这 2 种特征符的判别分析效果差。CEDD 是颜色和边缘的方向性描述符、FCTH 是模糊颜色和纹理直方图、JCD 将 CEDD 和 FCTH 特征结合到一个直方图, 这 3 种特征描述符包含颜色特征, 效果较好, 但不能很好地反映斑点位置的信息, 因此判别未能全部正确。ColorLayout 是颜色布局描述符, 可以反映不同颜色斑点的位置差异, Tamura 计算灰度图像的粗糙度、对比度和方向性, 能反映出斑点深浅在不同方向上的差异, 因此 2 种图像特征描述符效果最好, 判别正确率达到 100%, 更适用于薄层色谱图的机器学习判别分析。

中药、草药等天然药物是多组分复杂体系, 其质量控制仅仅靠一个或几个指标成分进行测定是不足够, 需要对它进行整体性的质量控制, 即需要对其全成分的宏观效应进行监控^[16]。TLC 是一种反映中药、草药等天然药物的化学概貌的简单、灵活、有效的方法, 其色谱图用机器学习进行判别是进行天然药物质量控制的一种很好的思路和方法, 有助于提高 TLC 鉴别的客观性; 特别是结合图像特征描述符提取和机器学习分析来进行图像的判别, 有利于未来进行人工智能自动分析、大数据挖掘, 具备良好应用前景。

REFERENCES

- [1] PAVIANI L C, DARIVA C, MARCUCCI M C, et al. Supercritical carbon dioxide selectivity to fractionate phenolic compounds from the dry ethanolic extract of propolis[J]. J Food Process Eng, 2010, 33(1): 15-27.
- [2] 中国药典. 二部[S]. 2020: 373-374.
- [3] WU Y W, SUN S Q, ZHAO J, et al. Rapid discrimination of

- extracts of Chinese propolis and poplar buds by FT-IR and 2D IR correlation spectroscopy[J]. *J Mol Struct*, 2008(883/884): 48-54.
- [4] ZHANG C P, ZHENG H Q, LIU G, et al. Development and validation of HPLC method for determination of salicin in poplar buds: Application for screening of counterfeit propolis[J]. *Food Chem*, 2011, 127(1): 345-350.
- [5] TANG T X, GUO W Y, XU Y, et al. Thin-layer chromatographic identification of Chinese propolis using chemometric fingerprinting[J]. *Phytochem Anal*, 2014, 25(3): 266-272.
- [6] SÂRBU C, MOTĂ A C. Ecosystem discrimination and fingerprinting of Romanian propolis by hierarchical fuzzy clustering and image analysis of TLC patterns[J]. *Talanta*, 2011, 85(2): 1112-1117.
- [7] TANG T X, GUO Y L, LI Q, et al. The influence of image correction and chromatogram alignment on similarity measure of one-dimensional TLC by means of image analysis[J]. *J Liq Chromatogr Relat Technol*, 2015, 38(13): 1279-1285.
- [8] RISTIVOJEVIĆ P, TRIFKOVIĆ J, VOVK I, et al. Comparative study of different approaches for multivariate image analysis in HPTLC fingerprinting of natural products such as plant resin[J]. *Talanta*, 2017, 162(1): 72-79.
- [9] LI D Q, XU A L, BI X L, et al. TLC identification research of total flavonoids for *Saururus Chinensis* from different areas[J]. *Pharm Today(今日药学)*, 2020, 30(2): 130-131, 138.
- [10] YAO L W, SHI Y, SUN D M, et al. The analysis of multivariate image and chemometrics in TLC fingerprinting of artificial cow-bezoar[J]. *China J Chin Mater Med(中国中药杂志)*, 2017, 42(11): 2117-2122.
- [11] SIMION I M, CASONI D, SÂRBU C. Multivariate color scale image analysis-Thin layer chromatography for comprehensive evaluation of complex samples fingerprint[J]. *J Chromatogr B*, 2021(1170): 122590.
- [12] WU W W. Research on related technologies of computer vision-based object image retrieval[D]. South China University of Technology, 2013.
- [13] GAO H Y. Research and application on image recognition based on machine learning[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2018.
- [14] XU Y Y, SHEN H B. Review of research on biomedical image processing based on pattern recognition[J]. *J Electron Inf Technol(电子与信息学报)*, 2020(1): 201-213.
- [15] ZHANG X G. Pattern Recognition[M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [16] ZHU M, CHEN B L, SHI S M. Application of fingerprint technology on traditional Chinese medicine in Chinese pharmacopoeia(2015 edition) volume I [J]. *Chin J Mod Appl Pharm(中国现代应用药学)*, 2016, 33(5): 611-614.

收稿日期: 2021-09-26

(本文责编: 蔡珊珊)