

三维荧光光谱融合小波包分解融合Fisher判别分析及支持向量机识别紫苏

任永杰, 殷勇*, 于慧春, 袁云霞

(河南科技大学食品与生物工程学院, 河南 洛阳 471023)

摘要:为实现紫苏品种的快速鉴别, 避免以次充好, 选取4个品种的紫苏采集三维荧光数据, 提出了一种基于小波包分解融合Fisher判别分析(Fisher discriminant analysis, FDA)的荧光数据特征选择策略, 并实施了4种紫苏的有效鉴别。首先, 对三维荧光数据进行预处理, 采用Delaunay三角形内插值法去除瑞利散射和拉曼散射, 以消除它们的不利影响; 运用Savitzky-Golar卷积平滑对数据进行平滑处理, 以减少噪声的干扰。同时, 对三维荧光数据进行初步筛选, 去除了荧光强度小于0.01的发射波长。然后, 对各激发波长对应的发射光谱进行3层sym4小波包分解, 计算得到最低频段的小波包能量值, 作为各激发波长光谱数据表征量。接着, 再利用FDA对小波包能量进行判别分析, 将其所包含的差异性信息进行融合, 得到FDA生成的新变量, 并选取累计判别能力达到99%的前3个FD变量作为不同品种差异性信息的表征变量, 提出三维荧光数据的表征策略。最后, 利用BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)和支持向量机(support vector machine, SVM)两种模式识别算法对表征变量进行分析, 得到FDA+BPNN和FDA+SVM两种鉴别结果。FDA+BPNN的训练集正确率为97.5%, 测试集正确率为95%; FDA+SVM的训练集和测试集的正确率均达到98.33%。结果表明, 三维荧光光谱技术结合小波包分解、FDA和SVM算法基本上能够实现紫苏品种的鉴别。这为后续有关紫苏的进一步检测研究(如某些有效成分的定量检测)提供了研究基础。

关键词: 紫苏; 三维荧光; 小波包分解; Fisher判别分析; BP神经网络; 支持向量机

Identification of Perilla Based on Three-Dimensional Fluorescence Spectra Using Wavelet Packet Decomposition, Fisher Discriminant Analysis and Support Vector Machine

REN Yongjie, YIN Yong*, YU Huichun, YUAN Yunxia

(College of Food and Bioengineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: In order to rapidly identify perilla species and avoid passing off, three-dimensional (3D) fluorescence spectral data of perilla from four regions in China were acquired. A feature selection strategy of fluorescence data based on wavelet packet decomposition fused with Fisher discriminant analysis (FDA) was proposed, and effective identification of the four species of perilla was implemented. First, the 3D fluorescence data were preprocessed by using Delaunay triangle interpolation to remove the adverse influence of Rayleigh scattering and Raman scattering; Savitzky-Golar (SG) convolutional smoothing was applied to smooth the data for the purpose of reducing the interference of noise. At the same time, the 3D fluorescence data were initially screened to remove emission wavelengths with fluorescence intensity less than 0.01. Second, the 3-layer sym4 wavelet packet decomposition of the emission spectrum corresponding to each excitation wavelength was performed, and the wavelet packet energy value of the lowest frequency band was calculated as the amount of spectral data characterization for each excitation wavelength. Third, FDA was used for discriminant analysis of these wavelet packet energy values, and the discrepancy information contained in them was fused to obtain the new variables generated by FDA; the first three FD variables with 99% cumulative discriminative power were selected as variables for the characterization of the discrepancy information of different species, and then a characterization strategy for the 3D fluorescence data was

收稿日期: 2023-05-18

基金项目: “十三五”国家重点研发计划重点专项(2017YFC1600802)

第一作者简介: 任永杰(1997—)(ORCID: 0009-0004-0898-147X), 男, 硕士研究生, 研究方向为食品检测与智能分析。

E-mail: yong411425@163.com

*通信作者简介: 殷勇(1966—)(ORCID: 0000-0002-2023-3656), 男, 教授, 博士, 研究方向为食品检测与智能分析。

E-mail: yinyong@haust.edu.cn

proposed. Finally, two pattern recognition algorithms, back propagation neural network (BPNN) and support vector machine (SVM), were used to analyze the characterization variables, and identification results were obtained with FDA + BPNN and FDA + SVM. A correct rate of 97.5% for the training set and 95% for the test set was observed with FDA + BPNN, and the correct rate obtained with FDA + SVM for both the training and test sets was 98.33%. These results showed that 3D fluorescence spectroscopy combined with wavelet packet decomposition, FDA and SVM algorithms could basically identify perilla from different regions, which will provide a basis for further research on perilla, such as quantitative detection of some active components.

Keywords: perilla; three-dimensional fluorescence; wavelet packet decomposition; Fisher discriminant analysis; back propagation neural network; support vector machine

DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230518-174

中图分类号: TS205.9

文献标志码: A

文章编号: 1002-6630 (2024) 01-0198-06

引文格式:

任永杰, 殷勇, 于慧春, 等. 三维荧光光谱融合小波包分解融合Fisher判别分析及支持向量机识别紫苏[J]. 食品科学, 2024, 45(1): 198-203. DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230518-174. <http://www.spkx.net.cn>

REN Yongjie, YIN Yong, YU Huichun, et al. Identification of perilla based on three-dimensional fluorescence spectra using wavelet packet decomposition, Fisher discriminant analysis and support vector machine[J]. Food Science, 2024, 45(1): 198-203. (in Chinese with English abstract) DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230518-174. <http://www.spkx.net.cn>

紫苏是我国传统具有药用和食用价值的植物, 也是我国国家卫生健康委员会首批公布的药食同源植物之一^[1-2]。随着大众对紫苏的需求不断增加, 市场上经常出现来源不明和以假乱真的紫苏, 严重扰乱了紫苏的市场。因此, 研究一种高效的紫苏品种识别方法, 对于真假判别、控制紫苏质量, 提升紫苏市场监管能力具有重要的实用价值。

目前对于如何鉴别不同品种的紫苏, 还没有一种高效成熟的检测方法。常规的检测手段有光谱法^[3-5]、质谱法^[6-8]、色谱法等^[9-11], 其中三维荧光光谱技术以其简便、迅速、灵敏及选择性好等优点被广泛应用食品和中药检测领域。三维荧光图谱包含激发波长、发射波长和荧光强度3种信息, 描述了荧光强度随激发波长和发射波长变化的关系, 能提供比常规荧光图谱更为丰富的信息, 更加完整地描述荧光物质的荧光特性^[12]。影响紫苏产生荧光的主要组分有叶绿素、花青素、黄酮和紫苏醛等成分, 三维荧光图谱可以直观地表示出这些成分的荧光强度、荧光峰位置及荧光强度变化趋势。在实验过程中, 原始光谱数据一般存在噪声、基线漂移、散射干扰等问题, 会对后续的分类识别造成影响。因此, 需要对荧光光谱数据进行预处理, 提取特征参量, 以提高鉴别结果的准确性、可靠性。

三维荧光光谱数据分析的关键在于特征提取, 提取方法主要有特征参数化方法和数据降维方法。特征参数化方法主要通过提取三维荧光光谱的均值、标准差、重心等特征参数代表原始光谱数据, 并将其作为分类识别的输入数据, 此方法只是将特征进行简单组合, 没有考虑到不同特征间可能会互相影响^[13-14]; 数据降维方法主要是通过线性或非线形映射将样本从高维空间映射到低维空间从而获得高维数据的低维表示^[15-16], 主成分分析

(principal component analysis, PCA) 是最常见的降维方法。但是, PCA对如何确定PC个数没有明确的准则, 不能揭示特征之间的非线性关系^[17]。因此, 采用小波包分解结合Fisher判别分析(Fisher discriminant analysis, FDA)提取特征向量, 可有效减少荧光数据的冗余, 得到更有效的特征信息, 从而提高后续分类识别的正确率。

本实验基于三维荧光光谱技术结合小波包分解、FDA和支持向量机(support vector machine, SVM)识别算法对紫苏品种进行分类识别, 以期品种分类提供更有效的数据表征模式, 使分类识别结果更加准确、可靠。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

4种紫苏产地分别为浙江舟山紫苏、广西南宁紫苏、辽宁鞍山紫苏、湖北咸宁紫苏。每种紫苏有45个样本, 共计180个样本。从每个品种的紫苏样本中随机选取30个样本构造训练集, 共计120个, 剩下的15个样本构造测试集, 共计60个。

采用实验室自制的紫外增强型三维荧光光谱仪采集每个样本的三维荧光光谱, 其光源为150 W紫外增强型连续氙灯, 波长精准度为 ± 1 nm, 信噪比大于800:1, 采用的光电探测器为线阵探测器。经过预实验, 设置激发波长 λ_{ex} 范围为350~750 nm, 步长为5 nm, 共包含81个激发波长。设置发射波长 λ_{em} 范围为360~800 nm, 步长为0.4 nm, 共包含1 101个发射波长。检测样本在10 mm×10 mm的石英荧光比色皿中测量, 得到一个完整的三维荧光光谱需要2.5 min。

1.2 方法

1.2.1 三维荧光数据采集

将紫苏样本平铺在支撑架上,放入石英比色皿中,使用三维荧光光谱仪扫描样本表面,采集光谱数据。激发波长 λ_{ex} 扫描范围350~750 nm,发射波长 λ_{em} 扫描范围360~800 nm。荧光光谱仪使用前预热30 min。

1.2.2 荧光数据预处理

三维荧光光谱是一种能够同时提供荧光发射波长、激发波长和荧光强度信息的分析技术。然而,由于仪器、样品和外界因素的影响,原始的三维荧光光谱数据往往存在噪声、基线漂移、散射干扰等问题,需要进行合适的预处理方法来消除或减少这些干扰,提高数据质量和分析效果。本实验得到180个 101×81 二维数据矩阵,采用Delaunay三角形内插值法去除瑞利散射^[18]。去除瑞利散射后再对光谱进行Savitzky-Golar卷积平滑处理^[19]。

1.2.3 特征提取

1.2.3.1 小波包分解

三维荧光光谱中相邻或相近的激发波长具有相似性和渐变性特点,相邻激发波长变化不明显^[20]。为表征各激发波长光谱数据特征,采用小波包分解方法。小波包分解既可以实现对荧光数据的压缩,提高数据分析的准确性,降低计算难度,又可以实现对被测对象特征信息的综合提取^[21-22]。因此,采用小波包分解对每个激发波长对应的发射光谱进行分解,计算出能量值,以便后续进行分析。

小波包分解的关键部分就是小波基函数,选取合适的小波基函数有利于准确提取激发波长光谱数据的特征。Symlet小波是对Daubechies (dbN)小波的一种改进,它具备更好的对称性,可以在一定程度上减少信号分解或重建过程中的失真。根据已有文献的研究成果^[23-24],小波包分解的基函数一般采用4阶Symlet小波。另外,小波包分解层数过少不能有效表征光谱特征信息,分解层数过多又会导致计算量过大,丢失有用信息。经过3层小波包分解,原信号的频率集中在低频部分,高频信息基本为0,因此选择3层小波包分解对荧光光谱数据进行分解。

对于小波包分解,各个频段的信号能量可以用小波包能量表征,具体的能量计算见文献[18]。另外,荧光光谱能量主要集中在低频频段,因此高频频段不作分析。所以,采用最低频段的小波包能量作为各激发波长光谱数据表征量。

1.2.3.2 FDA

FDA是判别分析中常用的一种方法,其基本原理是将高维空间的数据投影到低维空间,使投影后同类样本尽可能地聚集,不同类样本尽可能地分开^[25]。由于FDA属于线性分类方法,对于多类样本的鉴别效果往往不太理想,但考虑到其生成的新变量已融合了原始数据的差异性信息,故可将其作为预分类器处理,即先通过FDA生成FD变量,然后将FD变量作为分类器的输入变量,以提高鉴别结果的正确率。

将对应于各激发波长的最低频段小波包能量(包含样本差异性信息)采用FDA算法进行融合,得到FDA新变量。对于新生成的FD变量,若包含的差异性信息越多,判别能力越强。故拟采用累积判别能力达到99%以上的FD变量作为不同品种差异性信息的表征变量,为后续的分类提供更有效的输入变量。

1.2.4 分类识别

1.2.4.1 BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)

BPNN是一种基于误差反向传播算法的多层前馈网络,其中3层的BPNN是目前应用最广泛的神经网络之一^[26]。

在BPNN的构建过程中,应选用合适的优化参数,可采用3层的网络结构:输入层、隐含层、输出层。隐含层传递函数为tansig函数,输出层传递函数为purelin,训练函数为trainlm^[27]。学习率为0.001,目标误差为0.0001,训练迭代次数为1000次。设定好参数后,将FDA筛选出的FD变量输入BPNN模型进行学习训练。

1.2.4.2 SVM

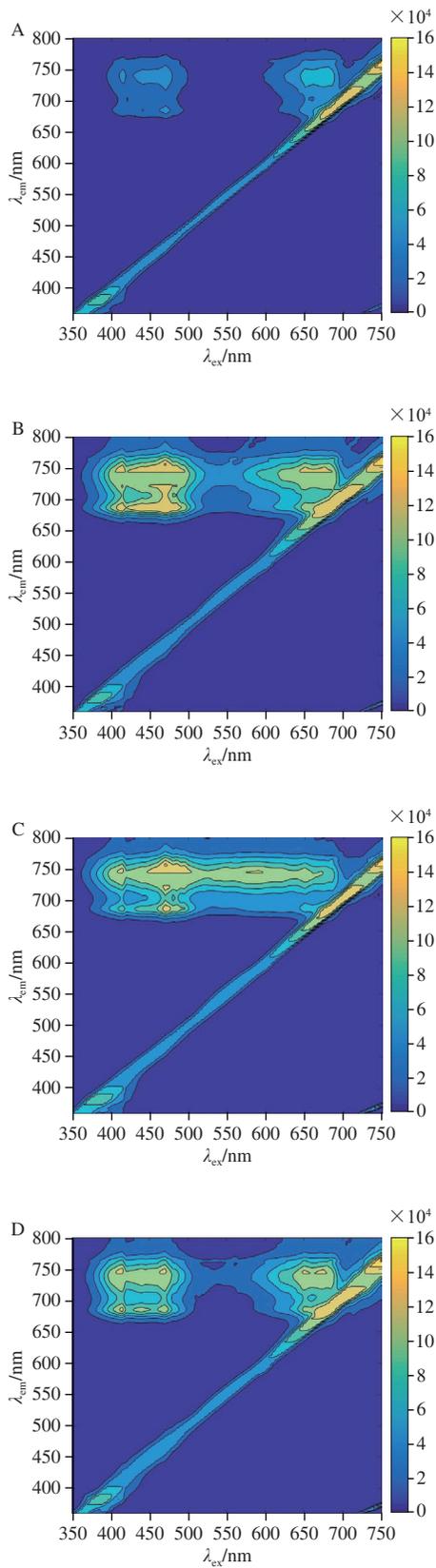
SVM是基于统计学习理论和结构风险最小原理发展起来的一种机器学习方法。它利用了核函数的思想,利用非线性映射将原始数据映射到更高的维度,从而有助于解决在线性空间中无法处理的问题。此外,SVM不需要太多样本训练模型,有助于解决小样本的问题^[28]。

采用径向基函数(radial basis function, RBF)作为SVM的核函数,是因为采用RBF核函数的SVM的表现优于其他SVM,较小的样本量就能提高SVM模型分类正确率^[29]。为得到比较理想的分类正确率,需要选择最佳的核函数参数 c 和 σ 。参考文献[30]中提供的基本参数设置值,设定 c 和 σ 的变化范围为 $-10 \sim 10$,步长为0.2,在此范围内通过网格搜索法寻找最佳的核函数参数。为了减少过拟合,利用K折交叉验证方法遍历网格内所有的参数以获得全局最优解,即交叉验证意义下最高的分类正确率。

2 结果与分析

2.1 预处理结果

对三维荧光光谱进行去散射及Savitzky-Golar卷积平滑处理,浙江舟山紫苏、广西南宁紫苏、辽宁鞍山紫苏和湖北咸宁紫苏的荧光数据预处理前后情况如图1、2所示。预处理有效消除了瑞利散射和拉曼散射对三维荧光光谱数据的影响,并且图2比图1的荧光光谱等高线图的边缘更平滑,说明已经减少了噪声等环境因素的影响,有利于后续进行特征提取和分类识别。另外,在分析荧光光谱图时发现,4种紫苏样品在发射波长360~600 nm的波段基本不产生荧光,其荧光强度小于0.01,因此除去 λ_{em} 360~600 nm波段数据。



A.浙江舟山紫苏; B.广西南宁紫苏; C.辽宁鞍山紫苏; D.湖北咸宁紫苏。图2同。

图1 4种紫苏预处理前荧光光谱图

Fig. 1 Original fluorescence spectra of perilla from four regions

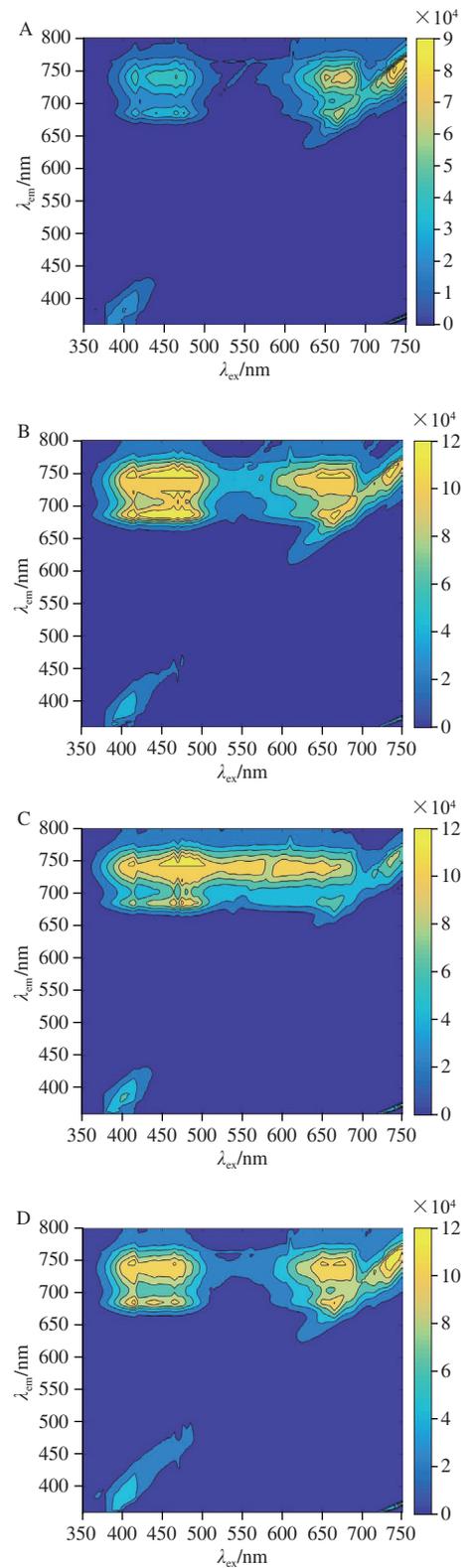


图2 4种紫苏预处理后荧光光谱图

Fig. 2 Pretreated fluorescence spectra of perilla from four regions

2.2 特征提取

直接利用4种紫苏的荧光光谱数据很难对其进行鉴别分析。因此,利用小波包分解和FDA对预处理后的数

据进行特征提取,可以更好地去除变量间的冗余信息,并实现降维,为后续分类提供了更有效的数据表征模式。

首先,对4种紫苏各激发波长对应的发射光谱进行3层sym4小波包分解,得到代表激发波长光谱特征的最低频段的小波包能量值,每个样本得到81个能量值(对应81个激发波长),最终从180个样本中得到了一个 180×81 的小波包能量阵作为激发波长光谱数据表征结果。然后,采用FDA对由小波包分解得到的小波包能量进行分析,将这些小波包能量中包含的差异性信息融合,生成FDA新变量。若用生成的FD变量直接进行紫苏产品鉴别,其训练集正确率为88.33%,测试集正确率为88.33%,FDA的鉴别结果不太理想。依据1.2.3.2节的方法,将生成的FD变量分别作为BPNN和SVM分类器的输入变量,以提高鉴别效果。因前3个FD变量的判别能力分别为57.33%、39.59%、3.07%,累计判别能力已达到99%,故选取前3个FD变量作为表征变量输入到BPNN和SVM的模型中,进行分类识别。

2.3 模型的建立

2.3.1 BPNN模型

将经FDA筛选出的3个FD变量输入BPNN模型,并根据确定的优化参数构建BPNN模型。最终得到的训练集样本的输出结果如图3A所示,有3个样本被错误分类,正确率为97.5%。测试集样本的输出结果如图3B所示,有3个样本被错误分类,正确率为95%。

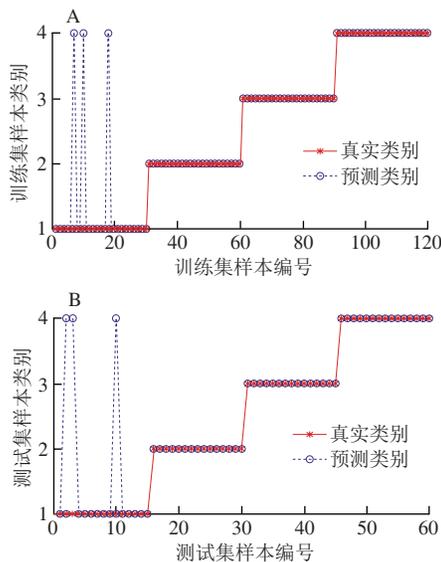


图3 BPNN训练集(A)和测试集(B)分类结果

Fig. 3 Classification results of training (A) and test (B) sets by BPNN

2.3.2 SVM模型

将经FDA筛选出的3个FD变量输入到SVM中进行分类。采用网格搜寻方法,得到最优参数 $c=0.21764$ 与 $\sigma=0.071794$,再利用最优参数对模型进行训练,得到交叉验证意义下的分类正确率。其中SVM对训练集分类的

正确率为98.33%,得到的训练集预测结果如图4A所示,有两个样本被错误分类。通过SVM进行分类预测后,测试集的分类正确率为98.33%,得到的测试集预测结果如图4B所示,有一个样本被错误分类。

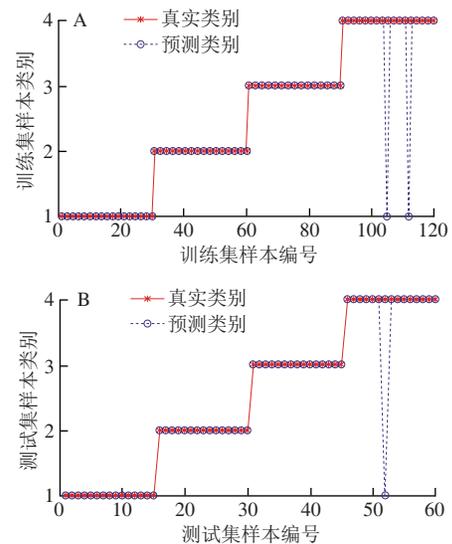


图4 SVM训练集(A)和测试集(B)分类结果

Fig. 4 Classification results of training (A) and test (B) sets by SVM

对比两种模型的结果可知,SVM模型的训练集和测试集正确率均为98.33%,高于BPNN模型。在相同的特征提取算法下,SVM的鉴别结果优于BPNN。结果表明,FDA+SVM算法是更高效的紫苏识别方法。

3 结论

选取浙江舟山紫苏、广西南宁紫苏、辽宁鞍山紫苏和湖北咸宁紫苏采集三维荧光光谱数据,对原始光谱数据去除瑞利散射、平滑和剔除无信息荧光背景区域。然后,利用小波包分解融合FDA对预处理后的数据进行特征提取。最后,通过构建BPNN和SVM两种模型实现了4种紫苏的鉴别。这为后续有关紫苏的进一步检测研究(如某些有效成分的定量检测)奠定了基础。主要结论如下:

1) 提出了一种基于小波包分解融合FDA的荧光数据特征选择策略。对每个激发波长对应的发射光谱进行小波包分解,计算得到紫苏样品的小波包能量值。然后,利用FDA对小波包能量进行判别分析,从FDA新生成的变量中选取累积判别能力达到99%的前3个FD变量作为不同品种差异性信息的表征变量。这种特征选择策略可以很好地减少荧光光谱的数据冗余,实现有效降维,并选出判别能力强的特征变量,从而为分类提供更有效的数据表征模式。

2) 对比分析了BPNN和SVM两种模型的紫苏鉴别结果。将FDA生成的3个FD变量输入两种鉴别模型,与

BPNN相比, SVM模型的分类结果正确率更高, 可达到98.33%。因此, 对于这4种紫苏, FDA+SVM算法是更高效的紫苏识别方法。这一方法对其他品种紫苏的鉴别也有一定的借鉴价值。

参考文献:

- [1] 张炳文, 郝征红, 王建军, 等. 对药食两用生物资源研发的创新思路探讨[J]. 食品科学, 2005, 26(9): 597-601. DOI:10.3321/j.issn:1002-6630.2005.09.161.
- [2] 卢江长美, 张超, 马越, 等. 干燥温度对紫苏挥发性物质组成的影响[J]. 食品科学, 2016, 37(10): 134-138. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201610023.
- [3] 樊凤杰, 轩凤来, 白洋, 等. 基于三维荧光光谱特征的中药药性模式识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(6): 1763-1768. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2020)06-1763-06.
- [4] XUE J T, SHI Y L, YE L M, et al. Near-infrared spectroscopy for rapid and simultaneous determination of five main active components in rhubarb of different geographical origins and processing[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2018, 205: 419-427. DOI:10.1016/j.saa.2018.07.055.
- [5] 卢先勇, 何文绚, 陈昊聪, 等. 基于植物油三维荧光光谱的茶油鉴定模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(12): 3854-3859. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2020)12-3854-06.
- [6] DENG C H, YAO N, WANG B, et al. Development of microwave-assisted extraction followed by headspace single-drop microextraction for fast determination of paeonol in traditional Chinese medicines[J]. Journal of Chromatography A, 2006, 1103(1): 15-21. DOI:10.1016/j.chroma.2005.11.023.
- [7] REGUEIRO J, SANCHEZ-GONZALEZ C, VALLVERDU-QUERALT A, et al. Comprehensive identification of walnut polyphenols by liquid chromatography coupled to linear ion trap-orbitrap mass spectrometry[J]. Food Chemistry, 2014, 152: 340-348. DOI:10.1016/j.foodchem.2013.11.158.
- [8] 康超娣, 王守伟, 张颖颖, 等. 液相色谱-串联质谱法对牛肉中掺假成分的相对定量分析[J]. 食品科学, 2022, 43(4): 270-276. DOI:10.7506/spkx1002-6630-20210410-135.
- [9] 吴子阳, 何菲, 李贺贺, 等. 采用固相萃取结合高效液相色谱测定清香型白酒中酚类活性化合物[J]. 分析化学, 2020, 48(10): 1400-1408. DOI:10.19756/j.issn.0253-3820.191565.
- [10] MA J M, FAN S F, YANG L Q, et al. Rapid screening of 420 pesticide residues in fruits and vegetables using ultra high performance liquid chromatography combined with quadrupole-time of flight mass spectrometry[J]. Food Science and Human Wellness, 2023, 12(4): 1064-1070. DOI:10.1016/j.fshw.2022.10.024.
- [11] 张伟, 张勇, 尹震花, 等. 超声辅助离子液体微萃取-反相液相色谱法测定人工蛹虫草活性成分[J]. 食品科学, 2017, 38(8): 179-183. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201708028.
- [12] CHEN J Y, CHEN X W, LIN Y Y, et al. Authentication of dark brown sugars from different processing using three-dimensional fluorescence spectroscopy[J]. LWT-Food Science and Technology, 2021, 150: 111959. DOI:10.1016/j.lwt.2021.111959.
- [13] 孔德明, 陈红杰, 陈晓玉, 等. 三维荧光光谱结合稀疏主成分分析和支持向量机的油类识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(11): 3474-3479. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2021)11-3474-06.
- [14] CHENG P F, WANG S C, ZHU Y P, et al. Application of three-dimensional fluorescence spectroscopy in smart agriculture-detection of oil pollutants in water[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2023, 37(3): 2355004. DOI:10.1142/S0218001423550042.
- [15] MULLER M, JIMENEZ J, ANTONINI M, et al. Combining chemical sequential extractions with 3D fluorescence spectroscopy to characterize sludge organic matter[J]. Waste Management, 2014, 34(12): 2572-2580. DOI:10.1016/j.wasman.2014.07.028.
- [16] 吴晓婷, 闫德勤. 数据降维方法分析与研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(8): 2832-2835. DOI:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.08.008.
- [17] QARAEI M, ABBAASI S, GHIASI-SHIRAZI K. Randomized non-linear PCA networks[J]. Information Sciences, 2021, 545: 241-253. DOI:10.1016/j.ins.2020.08.005.
- [18] 孔德明, 李雨蒙, 崔耀耀, 等. 海面溢油三维荧光光谱消除瑞利散射方法的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9): 2791-2797. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2020)09-2791-07.
- [19] 刘雪茹, 李欣, 殷勇, 等. 黄瓜贮藏中微生物信息三维荧光判别及其数量监控模型构建[J]. 食品科学, 2021, 42(5): 32-38. DOI:10.7506/spkx1002-6630-20200312-191.
- [20] 李建盟, 殷勇, 于慧春, 等. 番茄贮藏气氛3D荧光特征波长小波包选择及腐败预警方法[J]. 食品科学, 2022, 43(21): 63-69. DOI:10.7506/spkx1002-6630-20211103-026.
- [21] 于慧春, 李迎, 殷勇, 等. 苹果贮藏室气体3D荧光特征信息小波包表征与腐败预警[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 392-399. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.05.042.
- [22] SUN Y, CAO Y, LI P. Fault diagnosis for train plug door using weighted fractional wavelet packet decomposition energy entropy[J]. Accident Analysis and Prevention, 2022, 166: 106549. DOI:10.1016/j.aap.2021.106549.
- [23] 殷勇, 王燕芳, 葛飞, 等. 基于空载数据的鉴别食醋电子鼻信号漂移校正方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(17): 293-300. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.17.035.
- [24] 谢欢, 陈争光, 张庆华. 基于近红外光谱的粳稻种子快速鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(10): 3267-3272. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2019)10-3267-06.
- [25] HE H J, TIAN C, JIN G, et al. Principal component analysis and Fisher discriminant analysis of environmental and ecological quality, and the impacts of coal mining in an environmentally sensitive area[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2020, 192: 1-9. DOI:10.1007/s10661-020-8170-0.
- [26] 吴江, 黄富荣, 黄才欢, 等. 近红外光谱结合主成分分析和BP神经网络的转基因大豆无损鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(6): 1537-1541. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2013)06-1537-05.
- [27] 朱焯炜, 阙立志, 陈国庆, 等. 三维荧光光谱结合平行因子及神经网络对清香型白酒的年份鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(9): 2573-2577. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2015)09-2573-05.
- [28] 潘春华, 肖德琴, 林探宇, 等. 基于SVM和区域生长结合算法的南方主要蔬菜害虫分类识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(8): 192-199. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.08.025.
- [29] HUANG W C, LIU H Y, ZHANG Y, et al. Railway dangerous goods transportation system risk identification: comparisons among SVM, PSO-SVM, GA-SVM and GS-SVM[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109: 107541. DOI:10.1016/j.asoc.2021.107541.
- [30] 徐瑞煜, 朱焯炜, 胡扬俊, 等. 三维荧光光谱结合PCA-SVM对几种浓香型白酒的鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(4): 1021-1026. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2016)04-1021-06.