

文章编号: 1000-7032(2018)03-0394-09

可见/近红外高光谱成像技术对鸡蛋种类无损判别

丁佳兴, 杨晓玉, 房盟盟, 何建国*

(宁夏大学 农学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 利用高光谱技术对鸡蛋种类判别进行研究, 为鸡蛋种类无损判别提供科学方法。本研究利用 400 ~ 1 000 nm 高光谱系统采集 3 种鸡蛋样本的高光谱图像, 对原始光谱进行预处理; 应用 CARS、GAPLS 和 IRF 对预处理后的光谱数据提取特征波长; 分别建立基于全光谱和特征波长的 KNN 和 PLS-DA 鸡蛋判别模型。结果表明: Detrend 法为最优预处理方法; 利用 CARS、GAPLS 和 IRF 分别选出 31、52 和 71 个特征波长; 基于 IRF 提取的特征波长的 PLS-DA 模型最优, 校正集正确率 97.02%, 预测集正确率 85.71%。表明基于高光谱成像技术采集的鸡蛋反射光谱对种类无损判别是可行的。

关键词: 可见/近红外; 高光谱成像技术; 鸡蛋; 无损判别; 间隔随机蛙跳

中图分类号: O657.3; S123 文献标识码: A DOI: 10.3788/fjxb20183903.0394

Non-destructive Discrimination of Different Kinds Egg by Vis/NIR Hyperspectral Imaging Technique

DING Jia-xing, YANG Xiao-yu, FANG Meng-meng, HE Jian-guo*

(School of Agriculture, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

* Corresponding Author, E-mail: hejg@nxu.edu.cn

Abstract: Using hyperspectral techniques for kind discrimination of egg can provide scientific methods for non-destructive discrimination kind of egg. In this study, hyperspectral images of three kinds of egg samples were acquired in wavelength range from 400 nm to 1 000 nm by hyperspectral system, and pretreatment methods were used to process original spectrum. Then the characteristic wavelengths were selected from the pretreated spectral data by CARS, GAPLS and IRF. KNN and PLS-DA discriminant models of eggs were established based on full spectrum and characteristic wavelengths, respectively. The results show that the Detrend method is the optimal pretreatment method. And the number of the characteristic wavelengths selected by CARS, GAPLS and IRF are 31, 52 and 71, respectively. PLS-DA model based on characteristic wavelength extracted by IRF method is optimal, and accuracy of the calibration set and the forecast set are 97.02%, 85.71%, respectively. It is feasible to discriminate kind of egg based on hyperspectral reflectance imaging.

Key words: visible/near infrared; hyperspectral imaging technology; egg; non-destructive discrimination; interval random frog

收稿日期: 2017-07-24; 修订日期: 2017-10-02

基金项目: 国家自然科学基金(31560481, 31060233); 农业科技成果转化项目(2014G30000045); 2011 年度宁夏回族自治区科技攻关计划(2011HZF05J01)资助项目

Supported by National Natural Science Foundation of China (31560481, 31060233); Transformation Project of Agricultural Science and Technology Achievements (2014G30000045); 2011 Science and Technology Research Plan of Ningxia Hui Autonomous Region (2011HZF05J01)

1 引言

鸡蛋素以营养丰富、口味鲜美深受人民青睐,很多人已经将鸡蛋当成每日生活的必需品^[1]。随着人们生活水平的提高,消费者越来越重视鸡蛋的品质和营养,而鸡的品种、饲料、营养水平、饲养方式、饲养条件等因素都能影响鸡蛋的品质和营养^[2-4]。不同种类鸡蛋的品质营养、口感有很大区别,营养价值高、口感好的鸡蛋其成本必然很高,售价也随之增加。以普通的低质蛋来冒充高营养的优质蛋的现象屡见不鲜,损害消费者利益、影响市场,所以实现实时、快速对鸡蛋种类判别对打击无良商贩,维护鸡蛋市场秩序意义重大。

目前,鸡蛋种类判别主要靠人工经验,这种方法劳动强度大、效率低且成本高。因此有必要研究一种快速、实时和高识别率的鸡蛋种类判别方法。而现在研究无损检测禽蛋的技术有红外光谱^[5-7]、机器视觉^[8]、介电特性^[9]等,但对于高光谱成像技术应用于鸡蛋种类判别未见报道。高光谱成像技术是近年来发展起来的一种集图像和光谱于一体的无损检测新技术,且广泛应用于农产品品质无损检测^[10]。高光谱成像技术优于近红外光谱技术,它可以采集样本整个面的光谱和图像,利用平均光谱来反映样本,相关性好,满足实时、快速、无损及可视地判别鸡蛋种类。

本文以3种鸡蛋作为研究对象,利用高光谱成像技术获取样品可见光区400~1 000 nm的光谱数据。首先通过SG卷积平滑(Savitzky-Golay smoothing, SGS)、标准正态变量变换(Standardized normal variate, SNV)、面积归一化(Area-normalization)和去趋势(Detrending)方法^[11-13]对原始光谱进行预处理,建立PLS-DA鸡蛋判别建模,根据模型效果优选预处理方法。然后利用竞争性自适应加权算法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、遗传偏最小二乘法(Genetic algorithms PLS, GAPLS)、间隔蛙跳算法(Interval random frog, IRF)提取特征波长,分别建立基于全光谱和特征波长的 K 最近邻分类算法^[14](K -nearest neighbor, KNN)和偏最小二乘判别分析^[15](Partial least squares-discriminant analysis, PLS-DA)的鸡蛋种类判别模型;分析比较提取特征波长方法和建模方法对鸡蛋种类判别效果;选出最优模型,进而为高光谱成像技术对鸡蛋种类快速无损判别提供

技术支撑。

2 材料与方法

2.1 材料与仪器

实验选用3个不同种类、生产日期相同的鸡蛋样本,每种各购买80枚,其中富硒蛋与无公害鸡蛋选自宁夏当地两种不同品牌的海兰褐鸡蛋,普通鸡蛋选自普通养殖场出产的洋鸡蛋,清洗表面污染物,从中挑出大小均匀、表面无损伤鸡蛋作为最终实验样本,最终选出富硒蛋、无公害鸡蛋和普通鸡蛋分别为75、72和77枚,总样本共224个。

可见-近红外高光谱成像系统(400~1 000 nm,光谱分辨率4.8 nm,125个波段)如图1所示。该系统由高光谱成像仪(V10E-QE型,芬兰Spectral Imaging Ltd.公司)、CCD相机(C8484-05G型,日本Hamamatsu公司)、光纤卤素灯(DCR III型,150 W,美国Schott公司)、电控位移平台(SC300-1A型,北京Zolix公司)组成。

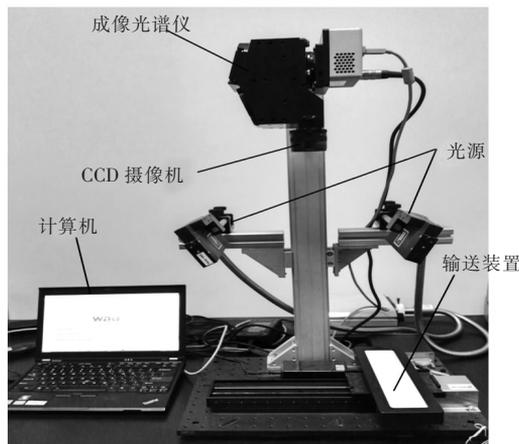


图1 可见-近红外高光谱成像系统

Fig. 1 Vis/NIR hyperspectral imaging system

2.2 实验方法

2.2.1 高光谱图像的采集

利用Spectral cube软件(Spectral Imaging Ltd., Finland)采集高光谱图像,为使图像清晰不失真,经过多次实验尝试,最终系统条件设置为:相机曝光时间设为10 ms,物镜高度为385 mm,电控位移平台速度为15 mm/s。

由于CCD相机中暗电流存在会导致图像光谱中含有较大的噪声,影响图像质量。因此采集前需要进行黑白校正^[16-17],以消除噪声的影响。

通过盖住相机镜头采集得到全黑图像和采集标准全反射白板获得白图像,黑白校正公式为:

$$I(\%) = \frac{R - R_d}{R_w - R_d} \times 100, \quad (1)$$

其中: I 为校正后的漫反射光谱图像; R 为样本原始的漫反射光谱图像; R_d 为全黑图像; R_w 为白板的漫反射图像。获得样本高光谱图像后,利用 ENVI 4.8 软件选取鸡蛋椭圆表面作为感兴趣区域(Region of interest, ROI),计算出每张 ROI 的平均反射光谱作为样本的反射光谱。

2.2.2 样本划分方法

本研究采用 Galvao 等^[18]提出的 SPXY (Sample set partitioning based on joint X - Y distance) 法划分样本。该方法是在 KS (Kennard Stone) 法的基础上发展起来的,其优点是将变量 X 和 Y 均考虑在内,能够有效地覆盖多维向量空间,从而改善所建模型的预测能力。

2.2.3 光谱数据处理方法

由于仪器噪音、鸡蛋表面凹凸不平等因素对光谱的影响,需要将原始光谱数据进行预处理。本文选取 SG 卷积平滑、SNV、Area-normalization 和 Detrend 预处理方法处理。

由于全光谱包含所有光谱变量,信息冗余,选用适当的特征波长提取方法剔除不相关或者非线性变量,实现用少数关键变量代替全光谱,达到降低模型运算量和复杂度、提高模型稳定性和预测准确性的目的。本文选用 CARS、GAPLS 和 IRF 法提取特征波长,其中 CARS 是借助自适应重加权采样技术和指数衰减函数从所构建的 PLS 模型中优选出回归系数绝对值较大的波长变量,再利用十折交叉验证从上述 PLS 模型中优选出交叉验证均方根误差 RMSECV 最小的模型,最终将该模型下的波长变量作为最优特征波长^[19-21]; GAPLS 是以生物进化论为基础,模拟物种的竞争选择的进化机制而建立的一种优化方法,数据经过选择、交叉和变异等遗传操作,产生新的个体,用建模效果优的“后代”代替原来的个体,找到波长的最优组合^[22-23]。IRF 是基于随机蛙跳方法的一种波长间隔选择方法。不同在于将整个光谱按照特定宽度划分成子区间,不同组合区间,通过每个区间光谱点的绝对回归系数总和来评估区间,找到最佳区间组合^[24]。

其中光谱预处理在 The Unscrambler X 10.4

上实现,其余算法在 Matlab R2014a 上完成。

3 结果与讨论

3.1 原始光谱及预处理

本文采用 SG 卷积平滑、SNV、Area-normalization 和 Detrend 预处理方法对原始光谱进行处理。建立 PLS-DA 模型,每次建立 PLS-DA 模型之前,首先确定最佳主成分数,方法如下:设定最大主成分数 20、数据归一化、百叶窗交互验证^[25-26],交互验证组数为 5,原始光谱的交互验证的错误率随主成分数的变化如图 2 所示,原则是根据交叉验证中的最小错误率确定最优主成分数。从图 2 可以看出,随主成分数增加交互验证错误率呈下降趋势,当主成分数为 15 和 16 时,对应错误率均为 0.104 0,说明第 16 个主成分对模型稳定性无作用;主成分数为 17 和 18 时,错误率增大,说明第 17 和 18 主成分影响模型稳定性;虽然主成分数为 19 时,错误率变为最低(0.095 1),但是仍将 15 确定为最优主成分数。同样的方法找到不同预处理数据的最佳主成分数并建立 PLS-DA 模型,结果统计如表 1 所示。

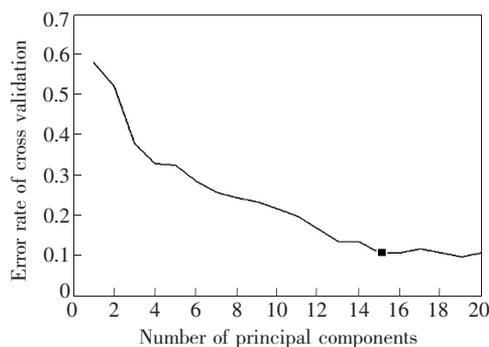


图 2 交叉验证中不同主成分数下的错误率

Fig. 2 Error rate of different principal components in cross validation

表 1 不同预处理方法下的鸡蛋种类判别的 PLS-DA 模型
Tab. 1 PLS-DA model for kind discrimination of egg by different pretreatment methods

预处理方法	主成分数	交互验证中 最小错误率	正确率
原始光谱	15	0.104 0	0.924 1
SG-smoothing	16	0.140 4	0.888 4
SNV	16	0.081 5	0.937 5
Area-normalization	17	0.090 6	0.928 6
Detrend	14	0.094 6	0.942 0

从表 1 可以看出, 经过 SG 卷积平滑预处理后的光谱所建立的 PLS-DA 模型的交互验证中最小错误率大于原始光谱的 PLS-DA 模型, 而经过另外 3 种预处理后的光谱的 PLS-DA 模型的交互验证错误率均小于原始光谱的 PLS-DA 模型, 说明 SG 卷积平滑预处理后的 PLS-DA 模型效果较差, 明显逊于其他 3 种预处理方法。但经过 Area-normalization 预处理后的 PLS-DA 模型准确率为 0.910 7, 小于原始光谱的 PLS-DA 模型; 经过 Detrend 预处理的 PLS-DA 模型的准确率为 0.942 0, 大于经过 SNV 预处理光 PLS-DA 模型的 0.933 0 及原始光谱 PLS-DA 模型的 0.924 1, 且经过 Detrend 预处理的 PLS-DA 模型最优主成分数为 14 低于上述光谱(15), 说明该模型优于其他预处理后的光谱及原始光谱的 PLS-DA 模型, 故选择 Detrend 方法对原始光谱进行预处理。经 Detrend 法预处理后的 3 种鸡蛋的平均光谱如图 3 所示。

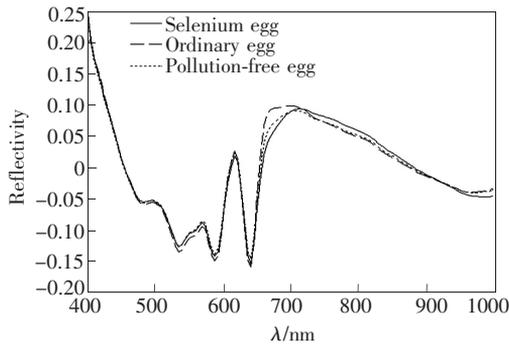


图 3 经过 Detrend 法预处理后的 3 种鸡蛋的平均光谱
Fig. 3 Average spectra of the three kinds of eggs by the Detrend pretreatment

3.2 样本划分

采用 SPXY 方法对 224 个样本划分校正集和预测集, 划分比例为校正集: 预测集 = 3: 1, 划分结果如表 2 所示。

表 2 利用 SPXY 法划分样本结果

Tab. 2 Results of sample division by SPXY method

样本数/个	富硒鸡蛋	普通鸡蛋	无公害鸡蛋	总计
校正集	59	61	48	168
预测集	16	16	24	56

3.3 特征波长提取

3.3.1 应用 CARS 提取特征波长

运行 CARS 之前, 首先确定 PLS 模型中最优主成分数, 设置最大主成分数为 40, 蒙特卡洛采

样次数为 1 000, 抽取总样本的 3/4 作为校正集, 得到不同主成分数下的 RMSECV 值如图 4 所示。从图中可知, 当主成分数为 31 时, RMSECV 值最小(0.544 7), 故最优主成分数为 31。

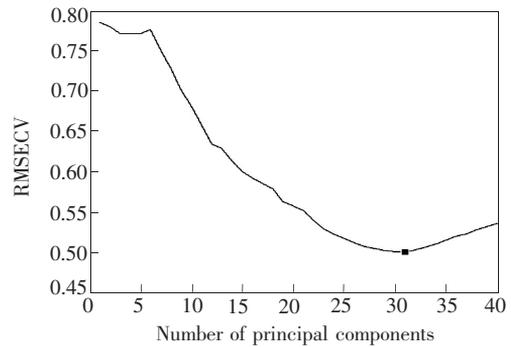


图 4 RMSECV 随 PLS 主成分数的变化规律

Fig. 4 Variation of RMSECV with number of principal components of PLS

设定 CARS 参数: 蒙特卡洛采样次数为 500, 主成分数为 31, 交叉验证组数为 10。对全波段样本光谱进行筛选, 鸡蛋种类鉴别筛选过程见图 5。

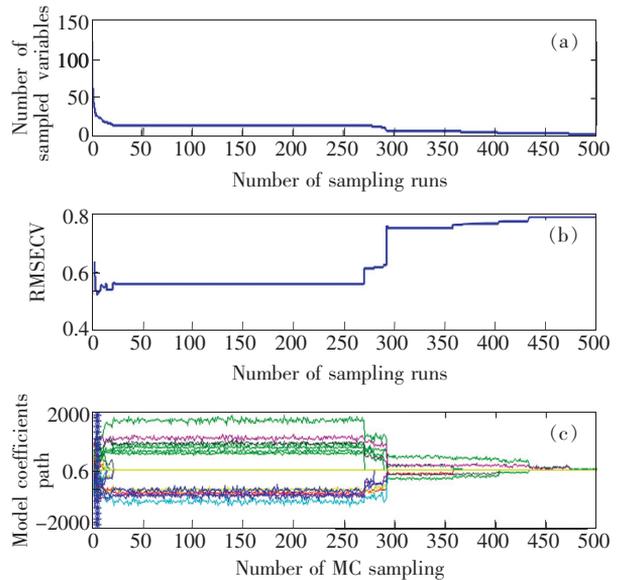


图 5 鸡蛋种类判别的 CARS 特征波长筛选过程

Fig. 5 Process of CARS characteristic wavelength selection for the kind discrimination of the eggs

由图 5(a)可知, 被挑选的波长数随着变量筛选过程的进行逐渐下降, 下降速度由快变慢, 体现了波长变量筛选的粗选与精选。图 5(b)为变量筛选过程中交互验证均方误差的变化趋势。结果显示, 交互验证均方误差随着筛选过程的进行先下降后上升, MC 采样次数为 5 时, 交互验证均方

误差达到最小值 0.522 1, MC 采样次数继续增加后,交互验证均方误差随挑选变量数减少而增大,再结合筛选过程中波长变量回归系数变化趋势(见图 5(c)),“*”所对应的位置为 5 次 MC 采样,所以应用 CARS 方法在 MC 采样为 5 次时,交互验证均方误差最小,挑选出 31 个特征波长,分别为:444.6,449.4,473.4,478.2,492.6,497.4,502.2,507.0,535.8,545.4,550.2,564.6,593.4,742.3,756.7,771.1,775.9,809.5,819.1,828.7,843.1,862.3,867.1,886.3,891.1,905.5,934.3,953.5,963.1,967.9,972.7 nm。

3.3.2 应用 GAPLS 提取特征波长

应用 GAPLS 提取特征波长,设置参数:种群数为 30,交叉概率为 50%,变异概率为 1%,最大遗传因子为 30,迭代次数 100 次。鸡蛋光谱通过 GAPLS 筛选的有效信息如图 6 所示,图中横坐标为 125 个波点,纵坐标为不同波点被筛选的频次,频次越高表示该点适应性越强,与鸡蛋类别相关性越高。运行 GAPLS 时,同时计算不同波长数下的 RMSECV 值如图 7 所示,其中最大主成分数设为 15。最后结合 RMSECV 值和波长频次数选出最佳波长变量。

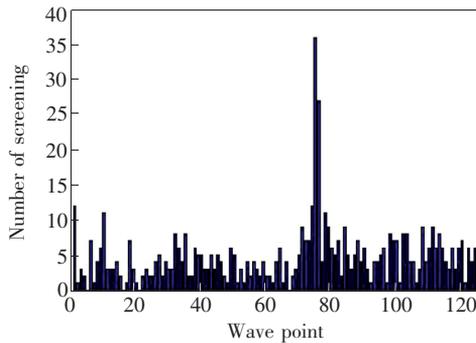


图 6 鸡蛋光谱的 GA 筛选图

Fig. 6 GA screening of spectra of the eggs

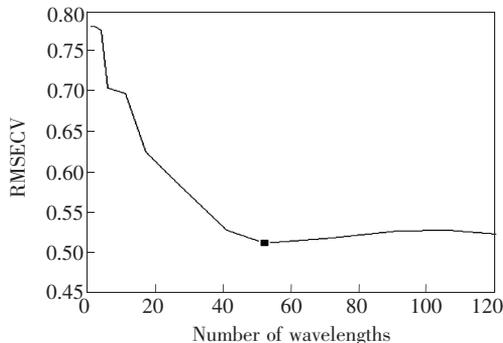


图 7 不同波数下的 RMSECV 值

Fig. 7 RMSECV of different number of wavelengths

由图 7 可知,波长数为 52 时, RMSECV 最低。再结合图 6 中每个波长筛选频数,这 52 个波长的筛选频数大于等于 5。说明这些特征波长与鸡蛋类别相关性较强,最终确定最佳波长数 52 个,主要分布在 401.3 ~ 444.5 nm、550.2 ~ 636.6 nm、732.7 ~ 991.9 nm。

3.3.3 应用 IRF 提取特征波长

应用 IRF 提取特征波长时,设置迭代次数 N 为 1 000,间隔宽度 W 为 15,子间隔初始值 Q 为 50,主成分数为 15。运行 IRF,得到 111 个间隔中排名前 10 的间隔如表 3 所示;同时计算每个间隔的 RMSECV,如图 8 所示。

表 3 鸡蛋光谱数据排名前 10 的波长间隔

Tab. 3 Top ranked 10 wavelength intervals of egg spectral data

排名	间隔	排名	间隔
1	96 ~ 110	6	91 ~ 105
2	92 ~ 106	7	89 ~ 103
3	86 ~ 100	8	88 ~ 102
4	84 ~ 98	9	97 ~ 111
5	98 ~ 112	10	87 ~ 101

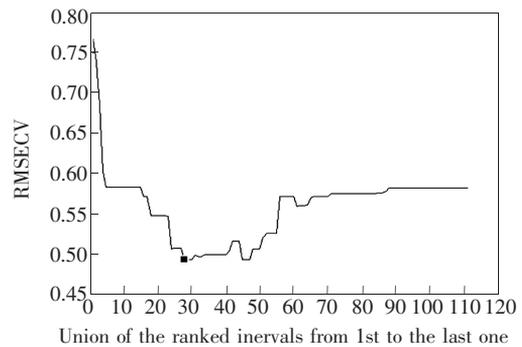


图 8 排名从第一到最后一个波长间隔的 RMSECV 值

Fig. 8 RMSECV of the union of the top ranked intervals from 1st to the last

从表 3 可以看出:前 10 名区间选出的波点是从 84 号到 111 号;但从图 8 可以看出:前 10 名间隔波长的 RMSECV 不是最小,当选择前 28 个间隔时, RMSECV 最低为 0.493 4,所以选择排名前 28 的间隔波长,最终选出的波点是 31 ~ 48, 72 ~ 124 号,具体波长是 545.4 ~ 627.0 nm, 742.3 ~ 991.9 nm,共 71 个波长。

3.4 建模算法的比较与分析

经 Detrending 法预处理的光谱,分别建立基

于全波段光谱 (Full spectrum, FS) 和 3 种特征波长提取方法基于 PLS-DA 和 KNN 的鸡蛋种类鉴别模型。

3.4.1 KNN 建模结果

运行 KNN 算法之前, 需要确定合适的 K 值, K 值的大小影响建模效果。图 9 为全光谱交互验证的错误率与 K 值大小的分布图, 根据最低错误率确定 K 值, 所以选择 $K=3$ 建立 KNN 模型。同样的方法确定 CARS、GAPLS、IRF 特征波长的 K 值分别为 10, 7, 4, 分别建立对应的 KNN 模型, 结果统计如表 4。

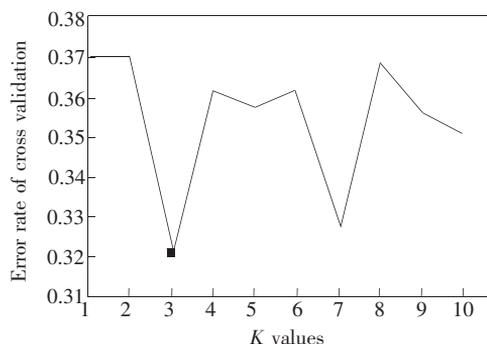


图 9 KNN 算法中 K 值的选择
Fig. 9 K values selection for KNN algorithm

表 4 基于不同特征波长挑选方法的 KNN 鸡蛋种类判别模型

Tab. 4 KNN model based on different characteristic wavelength selection methods for kind discrimination of egg

建模方法	特征波长方法	波长数	K 值	校正集正确率/%	预测集正确率/%
KNN	FS	125	3	67.26	48.21
	CARS	31	10	77.97	71.43
	GAPLS	52	7	73.21	76.79
	IRF	71	4	60.71	75.00

从表 4 可以看出, 基于全光谱和特征波长建立的 KNN 模型的校正集和预测集正确率均小于 80%, 说明 KNN 鸡蛋种类判别模型稳定性及预测能力较差。对比全光谱和特征波长建立的 KNN 模型发现, IRF-KNN 的校正集正确率最低, 该校正模型效果较差; 而 CARS-KNN 和 GAPLS-KNN 模型校正集及预测集正确率均大于 FS-KNN 模型, 说明 CARS-KNN 和 GAPLS-KNN 模型效果均优于 FS-KNN 模型, CARS 和 GAPLS 方法能有效地对光谱降维。进而对比 CARS-KNN 和 GAPLS-KNN 模型, 前者校正集正确率为 77.97% 大于后者, 但是其预测集正确率明显低于后者 (76.79%); 前者提取到 31 个特征波长明显低于后者, 说明

CARS 法比 GAPLS 法对光谱降维效果较好。综合比较 CARS-KNN 判别模型效果最优, 经过 CARS 得到的 31 个特征波长包含了较多的关键信息, 可以代替全光谱建模, 达到减少模型的复杂性、提高建模速度和稳定性的目的。

3.4.2 PLS-DA 建模结果

运行 PLS-DA 之前, 需要确定最佳主成分数, 根据 RMSECV 最小来确定主成分数最优。每次建立 PLS-DA 模型时, 确定参数: 数据归一化处理、交叉验证组数为 5、交互验证方式为百叶窗型。应用 CARS、GAPLS、IRF 方法提取特征波长建立 PLS-DA 鸡蛋种类判别模型并与全光谱对比, 模型效果统计如表 5。

表 5 基于不同特征波长挑选方法的 PLS-DA 鸡蛋种类鉴别模型

Tab. 5 PLS-DA model based on different characteristic wavelength selection methods for kind discrimination of egg

建模方法	挑选特征波长方法	波长数	主成分数	校正集准确率/%	预测集准确率/%
PLS-DA	FS	125	14	96.43	83.93
	CARS	31	17	95.83	80.36
	GAPLS	52	15	94.64	85.71
	IRF	71	15	97.02	85.71

从表 5 可以看出, 在 3 种特征波长提取方法中, 经过 GAPLS 和 IRF 提取得到的波长数分别为 52 和 71 个, 说明这两种方法对光谱降维效果欠

佳; 对应其 PLS-DA 模型主成分数均为 15, 大于 FS-PLS-DA 模型, 说明这两个模型稳定性不如 FS-PLS-DA 模型; GAPLS-PLS-DA 模型校正集准确率

为 94.64%, 小于 FS-PLS-DA 和 IRF-PLS-DA 模型, 但 GAPLS-PLS-DA 和 IRF-PLS-DA 模型预测集准确率均为 85.71%, 大于 FS-PLS-DA 模型, 说明这两种模型的预测能力优于 FS-PLS-DA。CARS 提取的特征波长 31 个明显低于其他两种方法, 但 CARS-PLS-DA 模型主成分数为 17, 大于其他 3 种模型, 说明通过 CARS 有效地降低了模型的复杂性, 但并没有提高模型稳定性; 其校正集、预测集准确率分别为 95.83%、80.36%, 低于 FS-PLS-DA 模型, 说明 CARS 方法剔除了部分有用信息。挑选特征波长是在保证模型效果前提下对数据降维。所以综合考虑, 虽然 CARS 特征波长提取方法降维效果最佳, 但 IRF-PLS-DA 模型最优, 经过 IRF 法提取得到的特征波长能代表全光谱建立 PLS-DA 模型。

4 结 论

本文利用高光谱技术对鸡蛋种类判别进行

研究, 为鸡蛋种类无损判别提供科学方法。利用 400~1 000 nm 高光谱系统采集 3 种鸡蛋样本的高光谱图像, 对原始光谱进行预处理; 应用 CARS、GAPLS 和 IRF 对预处理后光谱数据提取特征波长; 分别建立基于全光谱和特征波长的 KNN 和 PLS-DA 鸡蛋判别模型。对比其 PLS-DA 模型建模效果, 经过 Detrend 法预处理效果最好。对 Detrending 法预处理的光谱数据挑选特征波长, CARS、GAPLS、IRF 算法提取特征波长分别为 31, 52, 71 个; 分别建立对应的 KNN、PLS-DA 判别模型, 结果表明建立的 PLS-DA 模型效果均优于 KNN 模型, CARS 法提取的特征波长降维效果最好, 提高了 KNN 模型稳定性和正确率。对比模型效果, IRF-PLS-DA 为最优模型, 校正集正确率 97.02%, 预测集正确率 85.71%。

参 考 文 献:

- [1] 毕夏坤, 赵杰文, 林颖, 等. 便携式近红外光谱仪判别鸡蛋的贮藏时间 [J]. 食品科学, 2013, 34(22):281-285. BI X K, ZHAO J W, LIN H, *et al.*. Prediction of egg storage time using portable near infrared spectrometer [J]. *Food Sci.*, 2013, 34(22):281-285. (in Chinese)
- [2] 董志梅, 刘晓晓, 龙君江, 等. 不同地方鸡种蛋品质比较和相关性分析 [J]. 黑龙江畜牧兽医, 2016(3):111-113. DONG Z M, LIU X X, LONG J J, *et al.*. Comparison and correlation analysis of chicken egg quality in different areas [J]. *Heilongjiang Animal Sci. Veteran. Med.*, 2016(3):111-113. (in Chinese)
- [3] 朱云鹏, 崔春利, 王兰娇, 等. 哈尔滨市售鸡蛋品质及营养成分分析 [J]. 食品工业, 2017(5):289-292. ZHU Y P, CUI C L, WANG L J, *et al.*. The analysis of quality and nutrient of commercially available eggs in Harbin [J]. *Food Ind.*, 2017(5):289-292. (in Chinese)
- [4] 冯静, 王燕, 臧蕾, 等. 不同品种蛋鸡鸡蛋营养成分的比较研究 [J]. 畜牧与饲料科学, 2016, 37(9):4-9. FENG J, WANG Y, ZANG L, *et al.*. Comparative study on nutritional components of eggs from different breeds of laying hens [J]. *Animal Husb. Feed Sci.*, 2016, 37(9):4-9. (in Chinese)
- [5] BAIN M M. Recent advances in the assessment of eggshell quality and their future application [J]. *Worlds Poult. Sci. J.*, 2005, 61(2):268-277.
- [6] 汤丹明, 孙斌, 刘辉军. 近红外漫反射光谱鉴别鸡蛋种类 [J]. 光谱实验室, 2012, 29(5):2699-2702. TANG D M, SUN B, LIU H J. Kind discrimination of egg by near infrared spectroscopy [J]. *Chin. J. Spectrosc. Lab.*, 2012, 29(5):2699-2702. (in Chinese)
- [7] 王巧华, 李小明, 段宇飞. 基于 CUVE-PLS-DA 的鸡蛋新鲜度在线检测分级 [J]. 食品科学, 2016(22):187-191. WANG Q H, LIAO X M, DUAN Y F. On-line detection and classification of egg freshness based on consensus uninformative variable elimination partial least squares-discriminant analysis [J]. *Food Sci.*, 2016(22):187-191. (in Chinese)
- [8] 王巧华, 任奕林, 文友先. 基于 BP 神经网络的鸡蛋新鲜度无损检测方法 [J]. 农业机械学报, 2006, 37(1):104-106. WANG Q H, REN Y L, WEN Y X. Study on non-destructive detection method for fresh degree of eggs based on BP neural network [J]. *Trans. Chin. Soc. Agricult. Machin.*, 2006, 37(1):104-106. (in Chinese)
- [9] 孙俊, 刘彬, 毛罕平, 等. 基于介电特性的鸡蛋品种无损鉴别 [J]. 食品科学, 2017(6):282-286.

- SUN J, LIU B, MAO H P, *et al.*. Non-destructive identification of different egg varieties based on dielectric properties [J]. *Food Sci.*, 2017(6):282-286. (in Chinese)
- [10] WU L G, HE J G, LIU G S, *et al.*. Detection of common defects on jujube using Vis-NIR and NIR hyperspectral imaging [J]. *Postharv. Bio. Technol.*, 2016, 112:134-142.
- [11] 张初, 刘飞, 孔汶汶, 等. 利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种 [J]. *农业工程学报*, 2013, 29(20):270-277.
- ZHANG C, LIU F, KONG W W, *et al.*. Fast identification of watermelon seed variety using near infrared hyperspectral imaging technology [J]. *Trans. Chin. Soc. Agricult. Eng.*, 2013, 29(20):270-277. (in Chinese)
- [12] 于慧春, 王润博, 殷勇, 等. 基于不同波段的枸杞多糖及总糖高光谱成像检测 [J]. *食品科学*, 2017, 38(8):191-197.
- YU H C, WANG Y B, YI Y, *et al.*. Detection of polysaccharides and total sugar in chinese wolfberry based on hyperspectral imaging in different wavebands [J]. *Food Sci.*, 2017, 38(8):191-197. (in Chinese)
- [13] 丁佳兴, 吴龙国, 何建国, 等. 高光谱成像技术对灵武长枣果皮强度的无损检测 [J]. *食品工业科技*, 2016, 37(24):58-62.
- DING J X, WU L G, HE J G, *et al.*. Non-destructive determination of pericarp break force of Lingwu long jujube by hyperspectral imaging technology [J]. *Sci. Technol. Food Ind.*, 2016, 37(24):58-62. (in Chinese)
- [14] 孙俊, 蒋淑英, 毛罕平, 等. 基于线性判别法的生菜农药残留定性检测模型研究 [J]. *农业机械学报*, 2016, 47(1):234-239.
- SUN J, JIANG S Y, MAO H P, *et al.*. Nondestructive identification of pesticide residues in lettuce leaves based on linear discriminant method [J]. *Trans. Chin. Soc. Agricult. Machin.*, 2016, 47(1):234-239. (in Chinese)
- [15] 李凯, 李雪莹, 栾丽丽, 等. 近红外光谱和多分类器融合的葡萄酒品种判别研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(11):3547-3551.
- LI K, LI X Y, LUAN L L, *et al.*. Determination of wine varieties with NIR and fusion of multiple classifiers [J]. *Spectrosc. Spect. Anal.*, 2016, 36(11):3547-3551. (in Chinese)
- [16] 邓建猛, 王红军, 黎邹邹, 等. 基于高光谱技术的马铃薯外部品质检测 [J]. *食品与机械*, 2016, 32(11):122-125.
- DENG J M, WANG H J, LI Z Z, *et al.*. Detection of potato external quality based on hyperspectral technology [J]. *Food Machin.*, 2016, 32(11):122-125. (in Chinese)
- [17] 王巧华, 周凯, 吴兰兰, 等. 基于高光谱的鸡蛋新鲜度检测 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(8):2596-2600.
- WANG Q H, ZHOU K, WU L L, *et al.*. Egg freshness detection based on hyper-spectra [J]. *Spectrosc. Spect. Anal.*, 2016, 36(8):2596-2600. (in Chinese)
- [18] HARROP G R K, ARAUJO M C U, JOSE G E, *et al.*. A method for calibration and validation subset partitioning [J]. *Talanta*, 2005, 67:736-740.
- [19] 詹白勺, 倪君辉, 李军. 高光谱技术结合 CARS 算法的库尔勒香梨可溶性固形物定量测定 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(10):2752-2757.
- ZHAN B S, NI J H, LI J. Hyperspectral technology combined with CARS algorithm to quantitatively determine the SSC in Koela fragrant pear [J]. *Spectrosc. Spect. Anal.*, 2014, 34(10):2752-2757. (in Chinese)
- [20] 李江波, 彭彦昆, 陈立平, 等. 近红外高光谱图像结合 CARS 算法对鸭梨 SSC 含量定量测定 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(5):1624-1629.
- LI J B, PENG Y K, CHEN L P, *et al.*. Near-infrared hyperspectral imaging combined with CARS algorithm to quantitatively determine soluble solids content in "YA" pear [J]. *Spectrosc. Spect. Anal.*, 2014, 34(5):1624-1629. (in Chinese)
- [21] YU K Q, ZHAO Y R, LI X L, *et al.*. Identification of crack features in fresh jujube using Vis/NIR hyperspectral imaging combined with image processing [J]. *Comput. Electron. Agricult.*, 2014, 103:1-10.
- [22] 屠振华, 籍保平, 孟超英, 等. 基于遗传算法和间隔偏最小二乘的苹果硬度特征波长分析研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2009, 29(10):2760-2764.
- TU Z H, JI B P, MENG C Y, *et al.*. Analysis of NIR characteristic wavelengths for apple flesh firmness based on GA and iPLS [J]. *Spectrosc. Spect. Anal.*, 2009, 29(10):2760-2764. (in Chinese)
- [23] 李子文, 熊雅婷, 张海红, 等. 近红外光谱技术结合遗传算法用于苹果醋总酸定量分析 [J]. *食品与发酵工业*,

2016(1):195-199.

LI Z W, XIONG Y T, ZHANG H H, *et al.*. Determination of total acid content in apple cider vinegar by near infrared spectroscopy combined with genetic algorithm [J]. *Food Ferment. Ind.*, 2016(1):195-199. (in Chinese)

[24] YUN Y H, LI H D, LESLIE R. E, *et al.*. An efficient method of wavelength interval selection based on random frog for multivariate spectral calibration [J]. *Spectrochimica Acta Part A*, 2013,111:31-36.

[25] 李硕. 基于可见近红外成像光谱技术土壤剖面氮的预测研究 [D]. 武汉:华中农业大学, 2013.

LI S. *Prediction of Soil Nitrogen Along Soil Profile Using Vis-NIR Spectroscopy Imaging Technique* [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2013. (in Chinese)

[26] BALLABIO D, CONSONNI V. Classification tools in chemistry. Part 1: linear models. PLS-DA [J]. *Anal. Methods*, 2013, 5:3790-3798.



丁佳兴(1993 -),男,宁夏银川人,硕士研究生,2015年于塔里木大学获得学士学位,主要从事农产品无损检测方面的研究。

E-mail: nxudjx@163.com



何建国(1960 -),男,山东济南人,硕士,教授,1988年于北京航空航天大学获得硕士学位,主要从事农业工程装备及机电一体化技术、农产品无损检测方面的研究。

E-mail: hejg@nxu.edu.cn