

# 基于近红外高光谱成像技术的地方鸡品种鉴别

金航峰<sup>1,2</sup>, 于昌昊<sup>1</sup>, 范锴萍<sup>1</sup>, 吴健清<sup>1</sup>, 颜菲菲<sup>1,2</sup>, 汪涵<sup>1,2\*</sup>

(1. 浙江农林大学动物科技学院、动物医学院, 浙江杭州 311300)

(2. 浙江省畜禽绿色生态健康养殖应用技术研究重点实验室, 浙江杭州 311300)

**摘要:** 我国拥有丰富的地方鸡遗传资源, 不同品种的地方鸡在营养、口感和风味上表现出显著区别。该研究利用近红外高光谱成像技术研究地方鸡品种的鉴别方法。以龙游麻鸡、江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡为研究对象, 采集3个品种鸡内在900~1700 nm波段的高光谱图像并提取光谱数据。对光谱数据进行预处理后选取特征波长, 建立PLS和SVM鉴别模型。结果显示, Detrending-SNV为最优预处理方法,  $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_i$ 分别为94.17%、95%和94.59%。基于MCUVE-SPA算法选取的16个特征波长建立的PLS鉴别模型为最优模型,  $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_i$ 分别为95.83%、100%和97.92%, 与全光谱模型相比分别提高了1.76%、5.26%和3.52%。研究表明, 利用近红外高光谱成像技术鉴别地方鸡品种具有一定的可行性。

**关键词:** 地方鸡; 近红外高光谱; 去趋势; 标准正态变量变换; 连续投影算法; 支持向量机

文章编号: 1673-9078(2024)05-247-254

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.5.0491

## Discrimination of Three Chinese Indigenous Chicken Breeds Based on Near-Infrared Hyperspectral Imaging Technology

JIN Hangfeng<sup>1,2</sup>, YU Changhao<sup>1</sup>, FAN Kaiping<sup>1</sup>, WU Jianqing<sup>1</sup>, YAN Feifei<sup>1,2</sup>, WANG Han<sup>1,2\*</sup>

(1. College of Animal Science and Technology, College of Veterinary Medicine, Zhejiang A&F University, Hangzhou 311300, China) (2. Key Laboratory of Applied Technology on Green-Eco-Healthy Animal Husbandry of Zhejiang Province Office, Hangzhou 311300, China)

**Abstract:** China has abundant indigenous chicken breeds, and different breeds of indigenous chicken vary significantly in terms of nutrition, taste, and flavor. In this study, near-infrared hyperspectral imaging technology was used to study the discrimination method for indigenous chicken breeds. Longyou Partridge Chicken (LPC), Jiangshan Wugu Chicken (JWC) and Silkies Chicken (SC) were used as the research objects. Hyperspectral images of three chicken breeds in the band range of 900~1700 nm were collected and spectral data were extracted. After preprocessing the spectral data, characteristic wavelengths were selected and PLS and SVM discrimination models were established. The results showed that the Detrending-SNV pre-treatment method was the optimal preprocessing method, with  $ACC_c$ ,  $ACC_p$  and  $ACC_i$  being 94.17%, 95% and 94.59%, respectively (which increased by 1.76%, 5.26% and 3.52%, respectively, compared with the full spectrum model). The research results showed that it is feasible to use near-infrared hyperspectral imaging technology to discriminate indigenous chicken breeds.

**Key words:** indigenous chicken; near infrared hyperspectral image; detrending; standard normal variate transformation; successive projection algorithm; support vector machine

引文格式:

金航峰, 于昌昊, 范锴萍, 等. 基于近红外高光谱成像技术的地方鸡品种鉴别[J]. 现代食品科技, 2024, 40(5): 247-254.

JIN Hangfeng, YU Changhao, FAN Kaiping, et al. Discrimination of three Chinese indigenous chicken breeds based on near-infrared hyperspectral imaging technology [J]. Modern Food Science and Technology, 2024, 40(5): 247-254.

收稿日期: 2023-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(31702153); 浙江农林大学创新训练项目(S202210341201)

作者简介: 金航峰(1986-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 农畜产品无损检测, E-mail: jinhf@zafu.edu.cn

通讯作者: 汪涵(1990-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 畜禽肉品质与安全, E-mail: wanghan1990@zafu.edu.cn

鸡肉具有高蛋白、低脂肪、低热量和低成本等优点,符合现代人类生活水平和膳食结构,是全球主要的肉类消费品。我国是世界第二大鸡肉生产国,2022年全国鸡肉产量为1 661万t,其中地方鸡产量为469万吨,占全国鸡肉总产量的28.24%<sup>[1]</sup>。同时我国地方鸡品种资源丰富,目前《国家畜禽遗传资源品种名录》收录了115个地方鸡品种,为消费者提供了多元的风味选择。

龙游麻鸡(Longyou Partridge Chicken, LPC)是国家农产品地理标志认证的地方鸡品种,该品种鸡肉的肌苷酸含量较高<sup>[2]</sup>,口感细腻,麻羽是其外貌特征之一。除麻羽外,地方鸡还有多种类型的羽色和羽型,如江山乌骨鸡(Jiangshan Wugu Chicken, JWC)为白羽,丝羽乌骨鸡(Silkies Chicken, SC)为丝羽。在传统活禽交易市场,消费者可以根据外貌特征来区分地方鸡品种。随着活禽交易市场被逐步取消<sup>[3]</sup>,大部分消费者购买屠宰后的冷鲜鸡肉,难以通过外观来区分品种。现代分子技术如全基因组单核苷酸多态性(Single Nucleotide Polymorphism, SNP)芯片可以实现鸡肉品种的精准识别<sup>[4]</sup>,但是该类方法存在测定时间长、技术要求高和操作繁琐等缺点。针对市场上存在不同品种地方鸡混杂销售的现象<sup>[5]</sup>,研究一种简单、快速且能准确鉴别地方鸡品种的方法,对维护市场秩序和保护消费者权益具有重要意义。

高光谱成像(Hyperspectral Imaging, HSI)是一种融合了传统成像和现代光谱的无损检测技术,已广泛应用于鸡肉的品质检测研究,建立了嫩度<sup>[6,7]</sup>、滴水损失率<sup>[8]</sup>、挥发性盐基氮含量和菌落总数<sup>[9]</sup>、大豆蛋白掺假水平<sup>[10]</sup>等指标的预测模型。在地方鸡与商品鸡的鉴别方面,Zhang等<sup>[11]</sup>利用高光谱成像技术实现了北京油鸡和海兰褐蛋鸡、白羽肉鸡等国外品种的有效鉴别,模型鉴别正确率达到了98%。在地方鸡品种鉴别方面,Cheng等<sup>[12]</sup>利用400~1 000 nm波段的可见/近红外高光谱图像信息对清远麻鸡和其他三个地方鸡品种进行区分,取得了90%的正确率。然而,目前利用900~1 700 nm波段的近红外高光谱成像技术鉴别地方鸡品种的研究还未见报道。

同时,不同的饲养方式可能导致鸡肉品质的差异。Xiong等<sup>[13]</sup>利用高光谱图像数据对同一品种的散养和笼养鸡肉进行区分,取得了93.33%的正确率;杨晓忱等<sup>[14]</sup>采用高光谱成像技术对同一品种的散养、笼养及平养的鸡肉进行分类识别,分类准确

率达到了95%以上。在前人基于高光谱成像技术的鸡肉品种鉴别研究中,不同品种的鸡肉往往来源于不同地区和企业<sup>[11,12]</sup>,饲养方式和条件无法统一。本文以龙游麻鸡、江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡为研究对象,对三个品种的地方鸡采取了相同的饲养管理,排除了饲养方式和条件差异产生的影响。通过采集三个地方鸡品种鸡肉的900~1 700 nm波段近红外高光谱图像,结合化学计量学算法,建立基于不同预处理、特征波长选取和建模方法的鉴别模型,并比较其鉴别效果,旨在探究近红外高光谱成像技术用于鉴别地方鸡品种的可行性。

## 1 材料与方法

### 1.1 样本准备

试验选取龙游麻鸡、江山乌骨鸡、丝羽乌骨鸡等三个地方鸡品种。由浙江龙昌农业开发有限公司提供龙游麻鸡雏鸡,由江山市蓝丰种禽有限公司提供江山乌骨鸡雏鸡,由浙江合兴禽业发展有限公司提供丝羽乌骨鸡雏鸡,由浙江省畜牧技术推广与种畜禽监测总站统一饲养至54周龄,每个品种挑选30只进行屠宰,摘取左、右两份鸡胸。切除可见脂肪、剔除表面肌膜后,每份鸡胸取长×宽×厚为3 cm×2 cm×2 cm的小块。最后得到180个鸡肉样本(每个品种60个样本),置于0~4℃温度保存。

### 1.2 高光谱图像采集

高光谱图像采集系统配置GaiaField-N17E便携式高光谱成像仪,由江苏双利合谱科技有限公司生产,响应谱段为900~1 700 nm,光谱分辨率为5 nm,狭缝尺寸为30 μm×14.2 mm,探测器为InGaAs,像素数(空间维×光谱维)为320×256,光谱通道数为256,扫描速度为4 s/cube。

高光谱扫描前,先将鸡肉样本在室温下放置2 h。同时打开高光谱成像仪预热30 min,设定高光谱图像采集系统的采集参数:相机曝光时间为10 ms,电控位移平台移动速度为15 mm/s。采集过程中,先用滤纸吸干样本表面残留的水分,将样本依次置于位移平台上进行高光谱扫描,获取鸡肉的近红外高光谱图像。

基于光照不均匀性和仪器的暗电流影响,需要对原始图像进行校正。采用系统自带软件SpectraVIEW对高光谱图像进行黑白校正。校正公式为:

$$R_c = \frac{R_o - R_D}{R_w - R_D} \quad (1)$$

式中:

$R_o$ ——采集的样本原始高光谱图像;

$R_D$ ——盖上高光谱成像仪镜头后采集到的高光谱图像 (反射强度接近 0);

$R_w$ ——采集标准白板得到的高光谱图像 (反射强度接近 1);

$R_c$ ——校正完成的样本高光谱图像。

### 1.3 数据处理和分析软件

#### 1.3.1 高光谱数据获取

利用感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 工具从高光谱图像中选择鸡肉样本, 将样本所有像素点的反射强度进行平均, 导出作为该样本的光谱数据。由于在光谱范围的首尾两端出现了较明显的噪声, 选取 950~1 625 nm 波段内 431 个波长的光谱数据进行后续处理。

#### 1.3.2 光谱预处理

对原始光谱数据进行预处理分析, 有助于对光谱信号进行数据挖掘, 提高模型精度。选用去趋势 (Detrending)、Savitzky-Golay 平滑 (Savitzky-Golay Smoothing, SGS)、标准正态变量变换 (Standard Normal Variate Transformation, SNV) 以及 Detrending-SGS、Detrending-SNV 组合对光谱数据进行预处理, 通过比较模型对地方鸡品种的鉴别效果, 选择合适的预处理方法。

#### 1.3.3 特征波长选取

鸡肉样本的全波段光谱数据包含 431 个波长变量, 信息量大且信息混杂。为了降低模型运算量且提高模型稳定性, 需要对光谱数据进行特征波长选取。基于最优预处理算法得到的光谱数据, 利用主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA)、随机蛙跳 (Random Frog, RF) 和蒙特卡罗无信息变量消除 (Monte Carlo Uninformative Variable Elimination, MCUVE) 进行特征波长的选取。

#### 1.3.4 建模方法和模型评价标准

基于预处理和特征波长对应的光谱数据建立偏最小二乘 (Partial Least Squares, PLS) 和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 鉴别模型。采用分类正确率 (Classification Accuracy, ACC, %)

作为模型性能评价指标,  $ACC_c$  代表校正集分类正确率,  $ACC_p$  代表预测集分类正确率,  $ACC_t$  代表总正确率, 即  $ACC_c$  和  $ACC_p$  的算术平均值。通过比较模型对地方鸡品种的鉴别效果, 选择合适的特征波长选取方法和建模方法。

#### 1.3.5 分析软件

ROI 选取在 ENVI 4.8 软件中进行, 光谱预处理、PLS 和 SVM 判别分析在 Unscrambler X 10.4 程序中进行, 特征变量选择算法由 libPLS 工具箱提供<sup>[15]</sup>, 在 MATLAB R 2016a 中进行, 利用 Origin 2022 软件做图。

## 2 结果与分析

### 2.1 光谱曲线分析

将同一品种所有样本的光谱数据进行平均, 得到三个地方鸡品种的光谱曲线, 如图 1 所示。从图 1 中可以看出, 江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡的光谱曲线趋势比较相近, 而龙游麻鸡的反射强度在 950~1 150 nm 波段高于其他两个品种。从图中观察到三个吸收峰, 分别位于 980、1 180 和 1 380 nm 附近。其中 980 nm 附近的吸收峰与 O-H 基团振动的二级倍频有关, 1 180 nm 附近的吸收峰与 C-H 基团振动的二级倍频有关, 1 380 nm 附近的吸收峰则与 O-H 基团振动的一级倍频有关<sup>[16]</sup>。三个地方鸡品种的光谱曲线在三个吸收峰处的差别, 代表不同品种鸡肉在水、蛋白质和脂肪等成分上的差异。

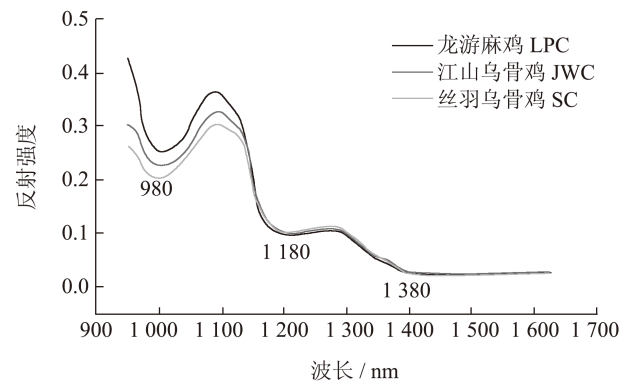


图 1 三个地方鸡品种的近红外光谱曲线

Fig.1 Near infrared spectral reflectance curves of the three Chinese indigenous chicken breeds

### 2.2 光谱预处理方法选择

按照 2:1 的比例对样本进行校正集和预测集划分, 校正集的样本数量为 120, 每个品种各 40 个; 预测集的样本数量为 60, 每个品种各 20 个。用

Detrending、SGS、SNV 三种方法以及 Detrending-SGS、Detrending-SNV 组合对光谱数据进行预处理, 由校正集样本的光谱数据建立 PLS 判别模型, 由预测集样本的光谱数据对模型进行评价, 结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出, 所有模型的  $ACC_c$  在 86.67%~94.17% 之间,  $ACC_p$  在 85%~95% 之间,  $ACC_t$  在 87.09%~94.59% 之间。其中 Detrending-SNV-PLS 模型的  $ACC_c$  为 94.17%,  $ACC_p$  为 95%,  $ACC_t$  为 94.59%, 与原始光谱模型相比,  $ACC_t$  提高了 8.61%, 为最优鉴别模型。且好于 Detrending-PLS 和 SNV-PLS 模型的综合分类结果。相比于单个方法的预处理, Detrending-SNV 组合产生了更好的效果<sup>[17]</sup>。所以选择经 Detrending-SNV 预处理后的光谱数据进行后续分析。

表 1 不同预处理方法下 PLS 模型对地方鸡品种的鉴别结果

Table 1 Classification results of PLS models for indigenous chicken breeds discrimination with different spectra pre-treatments

模型	主成分数	校正集(n=120)		预测集(n=60)		总正确率/%
		正确数	正确率/%	正确数	正确率/%	
PLS	7	107	89.17	51	85	87.09
SGS-PLS	7	107	89.17	52	86.67	87.92
SNV-PLS	6	104	86.67	51	85	85.84
Detrending-PLS	6	110	91.67	55	91.67	91.67
Detrending-SGS-PLS	6	109	90.83	54	90	90.42
Detrending-SNV-PLS	7	113	94.17	57	95	94.59

### 2.3 主成分分析

PCA 是一种无监督学习算法, 可用于高维数据的聚类分析和可视化<sup>[18]</sup>。对 Detrending-SNV 光谱数据进行主成分分析, 选取 PC-1 (85%)、PC-2 (9%) 和 PC-3 (4%) 三个主成分进行聚类分析, 如图 2a 所示。从图 2a 中可以看出, 江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡的聚类存在一定程度的重叠, 而龙游麻鸡与其他两个品种分离比较明显。同时计算了 PC-1、PC-2、和 PC-3 中各个波长的载荷权重, 选取了 16 个波峰和波谷对应的波长, 用于进一步鉴别地方鸡品种, 如图 2b 所示。

### 2.4 特征波长选取

除 PCA 外, 还选用 SPA 法、RF 算法和 MCUVE 算法进行特征波长的选取, 用于鉴别地方鸡品种。

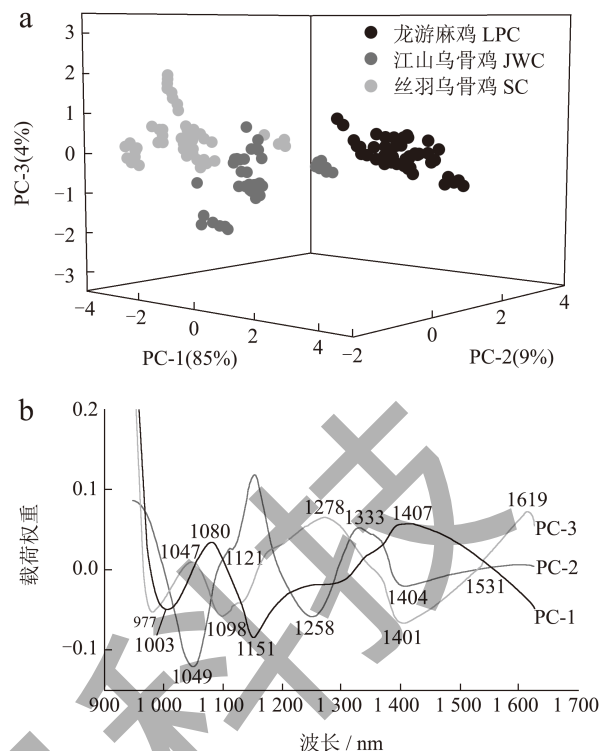


图 2 基于 Detrending-SNV 预处理的地方鸡光谱数据的主成分分析

Fig.2 Principal component analysis based on the Detrending-SNV pre-treated spectra of indigenous chicken breeds

注: (a) 主成分得分; (b) 载荷权重。

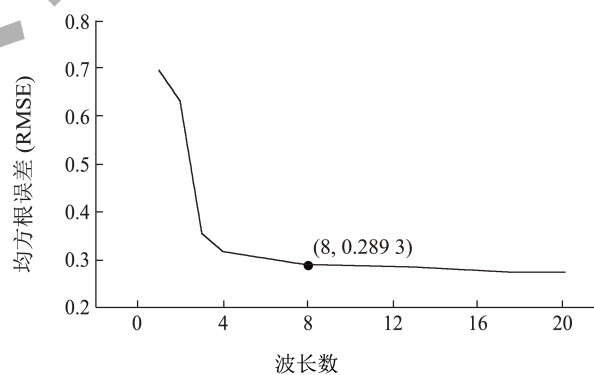


图 3 SPA 选取鉴别地方鸡品种的特征波长

Fig.3 Characteristic wavelengths selection for indigenous chicken breeds discrimination by SPA

SPA 法是一种前向迭代的特征波长选择方法, 它从一个波长开始, 在每次迭代中通过选入投影最大的波长来合并成一个新的组合, 最终完成指定波长数的组合筛选, 在处理分类问题上能发挥重要作用<sup>[19]</sup>。首先计算 SPA 在不同特征波长数下模型的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE), 如图 3 所示。从图 3 中可以看出, 当特征波长数少于 8 时, RMSE 呈现明显的下降趋势。当特征波长数大于 8

时, *RMSE* 趋于稳定, 为 0.289 3。

RF 算法基于随机选择变量生成子集进行计算, 通过 *N* 次迭代中变量出现的概率值 (Selection Probability, *SP*) 来评估变量的重要性<sup>[20]</sup>。设置 RF 算法的迭代次数为 10 000, 最大主成分数为 10, 得到各个波长的 *SP*。参考张站鸽等<sup>[21]</sup>的方法, 以 0.5 作为临界值, 选出 46 个 *SP* 大于该临界值的特征波长, 如图 4 所示。

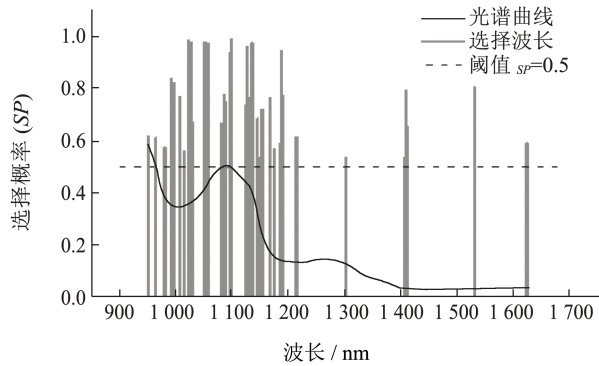


图 4 RF 算法选取鉴别地方鸡品种的特征波长

Fig.4 Characteristic wavelengths selection for indigenous chicken breeds discrimination by RF

MCUVE 算法使用校正集的随机样本对大量模型进行校准, 通过模型响应系数来评估每个变量的可靠度指数 (Reliability Index, *RI*), *RI* 低于临界值的变量被识别为无信息变量进行剔除<sup>[22]</sup>。设置 MCUVE 算法的运行次数为 1 000 次, 最大主成分数为 10, 得到各个波长的 *RI*。参考张站鸽等<sup>[21]</sup>的方法, 以最大 *RI* 的 1/2 (4.57) 作为临界值, 选出 58 个 *RI* 大于该临界值的特征波长, 如图 5 所示。

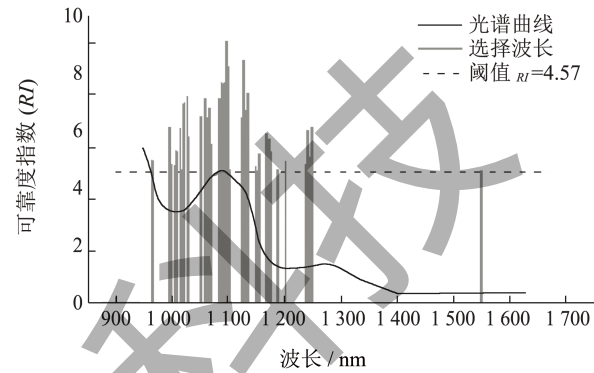


图 5 MCUVE 算法选取鉴别地方鸡品种的特征波长

Fig.5 Characteristic wavelengths selection for indigenous chicken breeds discrimination MCUVE

表 2 基于不同算法选择的特征波长

Table 2 Characteristics wavelengths for indigenous chicken breeds discrimination selected by different algorithms

特征波长 选取算法	特征 波长数	特征波长/nm
PCA	16	977、1 003、1 047、1 049、1 080、1 098、1 121、1 151、1 258、1 278、1 333、1 401、1 404、1 407、1 531、1 619
SPA	8	1 027、1 065、1 102、1 107、1 112、1 339、1 547、1 569
RF-SPA	18	964、980、991、1 027、1 051、1 058、1 085、1 088、1 096、1 098、1 099、1 123、1 127、1 145、1 187、1 214、1 302、1 624
MCUVE-SPA	16	964、994、1 021、1 052、1 058、1 066、1 085、1 095、1 098、1 099、1 123、1 127、1 148、1 201、1 248、1 548

表 3 不同特征波长下模型对地方鸡品种的鉴别结果

Table 3 Classification results of models for indigenous chicken breeds discrimination with different characteristic wavelengths

模型	参数	校正集 (n=120)		预测集 (n=60)		总正确率/%	
		正确数	正确率/%	正确数	正确率/%		
PCA-PLS	主成分数	7	99	82.5	48	80	81.25
SPA-PLS	主成分数	6	111	92.5	56	93.33	92.92
RF-SPA-PLS	主成分数	7	115	95.83	59	98.33	97.08
MCUVE-SPA-PLS	主成分数	7	115	95.83	60	100	97.92
PCA-SVM	( <i>C</i> , <i>Gamma</i> )	(10.062 5)	98	81.67	47	78.33	80
SPA-SVM	( <i>C</i> , <i>Gamma</i> )	(10.125)	113	94.17	57	95	94.59
RF-SPA-SVM	( <i>C</i> , <i>Gamma</i> )	(10.055 555 56)	116	96.67	57	95	95.84
MCUVE-SPA-SVM	( <i>C</i> , <i>Gamma</i> )	(10.062 5)	116	96.67	58	96.67	96.67

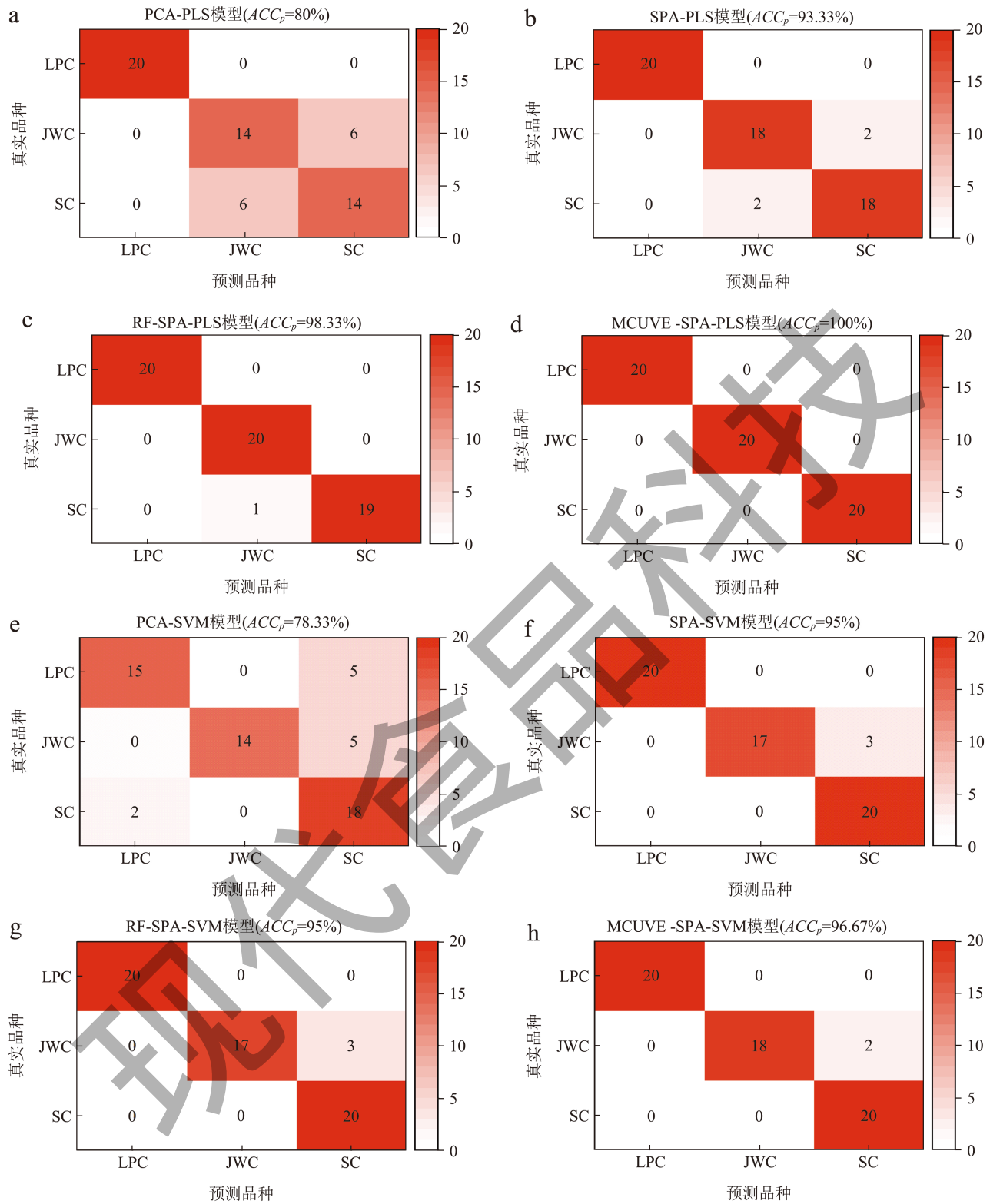


图 6 不同特征波长下模型预测地方鸡品种结果的混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrixes of the models in the prediction set for indigenous chicken breeds discrimination with different characteristic wavelengths

注：(a) PCA-PLS；(b) SPA-PLS；(c) RF-SPA-PLS；(d) MCUVE-SPA-PLS；(e) PCA-SVM；(f) SPA-SVM；(g) RF-SPA-SVM；(h) MCUVE-SPA-SVM。

为了进一步减少模型运算变量,在RF筛选的基础上进行SPA运算,得到了18个特征波长;在MCUVE筛选的基础上进行SPA运算,得到了16个特征波长。PCA、SPA、RF-SPA和MCUVE-SPA四种方法筛选的特征波长见表2。这些波长反映了鸡肉中涉及水、脂肪和蛋白质的物理和化学效应。其中977、980、1151、1258、1278、1401、1404和1407 nm可能与水分的O-H基团拉伸有关,991 nm和994 nm可能与脂肪的O-H基团拉伸有关,1127、1187、1201、1214和1339 nm可能与脂肪的C-H基团拉伸有关,1107、1112、1531、1547 nm和1548 nm则可能与蛋白质的N-H基团拉伸有关<sup>[23-27]</sup>。

### 2.5 不同特征波长的模型比较

基于不同方法选取的特征波长,建立了地方鸡品种的PLS和SVM鉴别模型,模型鉴别结果如表3所示。从表3中可以看出,四种算法选取的特征波长建立的PLS模型 $ACC_c$ 在82.5%~95.83%之间, $ACC_p$ 在80%~100%之间, $ACC_t$ 在81.25%~97.92%之间。四种算法选取的特征波长建立的SVM模型 $ACC_c$ 在81.67%~96.67%之间, $ACC_p$ 在78.33%~96.67%之间, $ACC_t$ 在80%~96.67%之间。总体而言,除SPA方法外,PLS模型的鉴别效果普遍好于SVM模型,其中RF-SPA-PLS的 $ACC_c$ 虽然低于RF-SPA-SVM,但是 $ACC_p$ 和 $ACC_t$ 均高于RF-SPA-SVM。

对比四种方法下PLS模型的鉴别效果可见,MCUVE-SPA-PLS模型的鉴别效果最好, $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_t$ 分别为95.83%、100%和97.92%。对比四种方法下SVM模型的鉴别效果可见,MCUVE-SPA-SVM模型的鉴别效果最好, $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_t$ 均为96.67%。说明在PCA、SPA、RF-SPA和MCUVE-SPA四种方法中,MCUVE-SPA筛选的特征波长更有利于鉴别地方鸡品种。

为了更清晰地比较模型对三个地方鸡品种的鉴别效果,画出了各模型预测结果的混淆矩阵如图8所示。从图8中可以看出,各模型对龙游麻鸡的鉴别效果最好,除PCA-SVM模型外,其余模型的 $ACC_p$ 均为100%;各模型对江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡的鉴别效果一般,两者之间普遍存在一定程度的误判。这与主成分分析中显示的三个地方鸡品种聚类趋势一致,原因可能是在鸡肉肉色、水分和肌肉脂肪等指标方面,江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡均无显著差异,而龙游麻鸡与其余两个品种的差异显著<sup>[2]</sup>。

在所有模型中,MCUVE-SPA-PLS模型的 $ACC_p$ 最高,达到了100%,所以最终选择MCUVE-SPA-PLS模型用于三个地方鸡品种的鉴别

### 3 结论

本研究利用近红外高光谱成像技术对龙游麻鸡、江山乌骨鸡和丝羽乌骨鸡三个地方鸡品种进行鉴别研究,采用Detrending、SGS、SNV、Detrending-SGS和Detrending-SNV等方法对900~1700 nm波段的原始光谱进行预处理,采用PCA、SPA、RF、MCUVE、RF-SPA和MCUVE-SPA等方法进行特征波长选取,同时建立PLS和SVM鉴别模型并进行比较。结果显示,Detrending-SNV为最优预处理方法, $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_t$ 分别为94.17%、95%和94.59%。利用MCUVE-SPA提取的16个特征波长建立的MCUVE-SPA-PLS模型为最优模型, $ACC_c$ 、 $ACC_p$ 和 $ACC_t$ 分别为95.83%、100%和97.92%,鉴别效果优于全波段模型,且大大降低了模型复杂程度,因此可以代替全波段用于三个地方鸡品种的鉴别。研究结果说明了利用近红外高光谱成像技术对地方鸡品种进行鉴别具有一定的可行性,为进一步开发国内地方鸡品种资源,打造农产品地理标志产品提供了技术参考。

### 参考文献

- [1] 郑麦青.2022年全国肉鸡生产信息统计监测报告[J].中国禽业导刊,2023,40(1):32-34.
- [2] 李度,章晓炜,袁琼雨,等.7种地方鸡屠宰性能、肉品质及肌苷酸相关基因表达的比较研究[J].中国畜牧杂志,2023,59(9):215-219.
- [3] ZHOU X Y, GAO L, WANG Y M, et al. Geographical variation in the risk of H7N9 human infections in China: implications for risk-based surveillance [J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 10372.
- [4] 刘冉冉,赵桂苹,文杰.鸡基因组育种和保种用SNP芯片研发及应用[J].中国家禽,2018,40(15):1-6.
- [5] MI S, SHANG K, JIA W, et al. Characterization and authentication of Taihe black-boned silky fowl (*Gallus gallus domesticus* Brisson) muscles based on mineral profiling using ICP-MS [J]. Microchemical Journal, 2019, 144: 26-32.
- [6] 王正伟,王家云,王松磊,等.基于VIS/NIR高光谱成像技术检测鸡肉嫩度[J].食品科技,2015,40(11):270-274.
- [7] 蒋圣启,何鸿举,王慧,等.近红外高光谱联用Stepwise算法快速无接触评估冷鲜鸡肉色泽及嫩度[J].食品工业科

- 技,2019,40(13):125-133.
- [8] 何鸿举,王洋洋,王魏,等.基于不同预处理高光谱信息的鸡肉滴水损失率快速预测研究[J].食品工业科技,2020,41(18):252-256.
- [9] 王九清,邢素霞,王孝义,等.基于卷积神经网络与高光谱的鸡肉品质分类检测[J].肉类研究,2018,32(12):36-41.
- [10] 王伟,姜洪喆,贾贝贝,等.基于高光谱成像的生鲜鸡肉糜中大豆蛋白含量检测[J].农业机械学报,2019,50(12):357-364.
- [11] ZHANG B H, GAO S, JIA F, et al. Categorization and authentication of Beijing-you chicken from four breeds of chickens using near-infrared hyperspectral imaging combined with chemometrics [J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2020, 43(12): e13553.
- [12] CHENG T D, LI P, MA J C, et al. Identification of four chicken breeds by hyperspectral imaging combined with chemometrics [J]. *Processes*, 2022, 10(8): 1484.
- [13] XIONG Z J, SUN D W, PU H B, et al. Combination of spectra and texture data of hyperspectral imaging for differentiating between free-range and broiler chicken meats [J]. *LWT-Food Science and Technology*, 2015, 60(2): 649-655.
- [14] 杨晓忱,龚小梅,贺晓光,等.不同饲养方式下鸡肉的高光谱识别研究[J].农业科学研究,2015,36(4):12-18.
- [15] LI H D, XU Q S, LIANG Y Z. libPLS: An integrated library for partial least squares regression and linear discriminant analysis [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 176: 34-43.
- [16] 魏雨晴,王毓宁,李绍佳,等.基于自制便携式近红外光谱仪的枇杷果实可溶性固形物无损检测及年度重复验证[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2020,46(1): 119-125.
- [17] RODRÍGUEZ-FEVEREIRO M, DAFONTE J, FANDIÑO M, et al. Evaluation of spectroscopy and methodological pre-treatments to estimate soil nutrients in the vineyard [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(6): 1326.
- [18] WENG S Z, GUO B Q, TANG P P, et al. Rapid detection of adulteration of minced beef using Vis/NIR reflectance spectroscopy with multivariate methods [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2020, 230: 118005.
- [19] 栾景然,冯国红,朱玉杰.基于连续投影算法-遗传算法-BP神经网络的可见/近红外光谱木材识别[J].浙江农林大学学报,2022,39(3):671-678.
- [20] CHEN J Y, LI G H. Prediction of moisture content of wood using modified random frog and Vis-NIR hyperspectral imaging [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 105: 103225.
- [21] 张站鸽,倪力军,张立国,等.基于MC-UVE-VIP两步波长筛选实现近红外光谱模型的无标样传递[J].分析测试学报,2023,42(2):204-209.
- [22] ZHAO Y L, YUAN T J, ZHANG J, et al. Geographic origin identification and rapid determination of four constituents of *Gentiana rigescens* by FT-IR combined with chemometrics [J]. *Journal of Chemometrics*, 2019, 33(4): e3115.
- [23] YIN W X, ZHANG C, ZHU H Y, et al. Application of near-infrared hyperspectral imaging to discriminate different geographical origins of Chinese wolfberries [J]. *PLOS ONE*, 2017, 12(7): e180534.
- [24] JIANG H Z, ZHUANG H, SOHN M, et al. Measurement of soy contents in ground beef using near-infrared spectroscopy [J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(1): 97.
- [25] NAGAO R, ISHII K, AWAZU K. Optimal wavelengths for near-infrared multispectral imaging of atherosclerotic plaque [J]. *Optical Review*, 2015, 22(2): 329-334.
- [26] CHEN J, REN X, ZHANG Q, et al. Determination of protein, total carbohydrates and crude fat contents of foxtail millet using effective wavelengths in NIR spectroscopy [J]. *Journal of Cereal Science*, 2013, 58(2): 241-247.
- [27] ZHOU L J, WU H, LI J T, et al. Determination of fatty acids in broiler breast meat by near-infrared reflectance spectroscopy [J]. *Meat Science*, 2012, 90(3): 658-664.