doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.023

基于可见-近红外光谱的虾青素/超氧化物歧化酶饲喂鸡蛋鉴别与品质预测

王巧华[1,2]　陈燕斌[1]　顾梦圆[1]　范　维[1]　肖运才[3]　陈帝斯[3]

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 华中农业大学动物科学技术学院, 武汉 430070)

摘要: 禽蛋是我国农业农村经济支柱产业之一,饲料强化鸡蛋品质快速无损检测对产业发展意义重大。本研究基于可见-近红外光谱技术,探究虾青素(ASTA)和超氧化物歧化酶(SOD)饲料强化鸡蛋的特异性光谱特征,并构建鉴别和品质预测模型。首先,采集 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋与普通鸡蛋在波段 500 ~ 950 nm 范围内的透射光谱,并通过理化测定验证其品质差异,结果表明:ASTA 组可显著提高鸡蛋蛋白质含量、蛋黄颜色($P < 0.05$);在饲喂前期,SOD 组可显著提高鸡蛋脂肪含量($P < 0.05$),ASTA 组和 SOD 组均能显著降低鸡蛋含水率($P < 0.05$)。根据透射光谱探究饲喂鸡蛋的特异性光谱特征,通过不同预处理方法结合竞争性自适应重加权(CARS)算法、连续投影法(SPA)及非信息变量剔除(UVE)3 种特征选择算法构建了支持向量机(SVM)鉴别模型和偏最小二乘回归(PLSR)模型。结果表明,ASTA/SOD 饲喂鸡蛋最优鉴别模型为 SG - CARS - SVM,测试集识别率为 95.33%。对于 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋蛋白质含量、含水率和脂肪含量这 3 类关键品质指标,ASTA 组最优预测模型分别为 FD - CARS - PLSR、Auto - CARS - PLSR 和 SNV - CARS - PLSR,对应的测试集 R_p^2 分别为 0.933、0.937 和 0.889,RMSEP 分别为 0.250%、0.209% 和 0.196%;而在 SOD 组中,最优模型分别为 FD - CARS - PLSR、MSC - CARS - PLSR 和 FD - CARS - PLSR,其测试集 R_p^2 分别为 0.929、0.824 和 0.817,RMSEP 分别为 0.239%、0.310% 和 0.273%。本研究建立的光谱模型可实现对 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋无损鉴别及品质快速预测,为鸡蛋品质监测与高质量养殖提供支持。

关键词: 可见-近红外光谱; 虾青素; 超氧化物歧化酶; 饲喂鸡蛋; 品质预测

中图分类号: TS253.7　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)02-0234-11　　**OSID**:

Identification and Rapid Quality Prediction of Astaxanthin/Superoxide Dismutase Fed Eggs Based on Visible-near Infrared Spectroscopy

WANG Qiaohua[1,2]　CHEN Yanbin[1]　GU Mengyuan[1]　FAN Wei[1]　XIAO Yuncai[3]　CHEN Disi[3]

(1. *College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan* 430070, *China*
3. *College of Animal Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*)

Abstract: Poultry eggs are one of the pillar industries of China's rural and agricultural economy. The rapid and non-destructive testing of the quality of feed-fortified eggs is of great significance to the development of the industry. Based on visible-near infrared spectroscopy technology, the specific spectral characteristics of astaxanthin (ASTA) and superoxide dismutase (SOD) feed-fortified eggs were explored, and an identification and quality prediction model was built. Firstly, the transmission spectra of ASTA/SOD fed eggs and ordinary eggs were collected in the 500 ~ 950 nm range, and their quality differences were verified through physical and chemical measurements. The results showed that the ASTA group could significantly increase egg protein content and egg yolk color ($P < 0.05$). In the early stage of feeding, the SOD group can significantly increase the fat content of eggs ($P < 0.05$), and both the

收稿日期: 2024-10-16　修回日期: 2024-12-01

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD1300705、2022YFD1300405)、国家自然科学基金项目(32372426)和湖北省重点研发计划项目(2024BBB051)

作者简介: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农产品智能化检测技术与装备研究,E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 范维(1987—),男,讲师,主要从事农产品智能检测加工与专用装备研究,E-mail: fanwei@mail.hzau.edu.cn

ASTA group and the SOD group can significantly reduce the water content of eggs ($P<0.05$). Then the specific spectral characteristics of fed eggs were explored based on the transmission spectrum, and three feature selection methods were combined with the competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm, the successive projections algorithm (SPA) and the uninformative variables elimination (UVE) through different preprocessing methods. The algorithm constructed a support vector machine (SVM) identification model and a partial least squares regression (PLSR) model. The results showed that the optimal identification model for ASTA/SOD fed eggs was SG－CARS－SVM, and the recognition rate of the test set was 95.33%. For the three key quality indicators of protein content, moisture content and fat content of eggs fed with ASTA/SOD, the optimal prediction models of the ASTA group were FD－CARS－PLSR, Auto－CARS－PLSR and SNV－CARS－PLSR, respectively, and the corresponding test set R_p^2 values were 0.933, 0.937 and 0.889, and RMSEP were 0.250%, 0.209% and 0.196%, respectively; in the SOD group, the optimal models were FD－CARS－PLSR, MSC－CARS－PLSR and FD－CARS－PLSR, respectively, and their test set R_p^2 values were 0.929, 0.824 and 0.817, and RMSEP were 0.239%, 0.310% and 0.273%, respectively. The spectral model established can realize non-destructive identification and rapid quality prediction of ASTA/SOD-fed eggs, providing support for egg quality monitoring and high-quality breeding.

Key words: visible-near infrared spectroscopy; astaxanthin; superoxide dismutase; feeding eggs; quality prediction

0　引言

鸡蛋是人类重要的蛋白质来源[1]，近年来我国禽蛋产量稳定在 3×10^7 t 以上，其中鲜鸡蛋产量占禽蛋总产量的 85% 以上[2]。鸡蛋品质直接影响其市场售价，而饲料是影响鸡蛋品质的最直接因素[3]。通过在饲料中添加虾青素（Astaxanthin，ASTA）或超氧化物歧化酶（Superoxide dismutase，SOD）等特定添加剂，可以生产出营养价值更高的鸡蛋，具有广泛的市场前景。

ASTA 和 SOD 作为小分子饲料添加剂，不仅能够有效提升蛋鸡的健康状况[4-6]，还能改善鸡蛋的品质特性，如提高蛋白质等营养价值[7]、增强蛋壳强度[8]、改善蛋黄色泽[9]等方面。美国食品药品监督管理局自 1998 年起便将 SOD 产品投入应用，并于 1999 年将 ASTA 应用于膳食补充领域[10]。中国卫生部则于 1998 年将 SOD 列入“药食同源”目录，ASTA 也于 2009 年正式批准为饲料添加剂（GB/T 23745—2009）。因此，通过 ASTA 和 SOD 的“强化”饲养模式生产的鸡蛋具有更高的品质和营养价值，其市场售价、品质检测要求也相对更高。目前，对于添加 ASTA 和 SOD 饲喂对鸡蛋品质检测和鉴别，主要仍采用传统的生化检测方法，存在检测周期长、程序复杂、检测指标单一等弊端，不利于实际生产和市场监管的广泛应用。

可见-近红外光谱技术因其快速、无损等特点被广泛应用于检测蛋类的新鲜度[11-13]、内部缺陷[14-16]、孵化信息[17-19]等，然而，针对 ASTA 和 SOD 强化饲料所饲喂鸡蛋的光谱无损鉴别及其内部综合品质快速预测研究未见文献报道。ASTA 和 SOD 作为抗氧化类饲料添加剂，对鸡蛋品质典型指标（如蛋白质含量、含水率、脂肪含量等）影响的特异性光谱特征研究有限。ASTA 和 SOD 对蛋鸡生理性能的不同调控作用会引起鸡蛋营养品质差异改变，且随饲喂时间增加也会导致鸡蛋品质发生变化，进而影响鸡蛋的营养价值及市场定价，这些变化也对 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋综合品质的光谱检测精度及模型鲁棒性提出了更高要求。为此，本研究对 ASTA/SOD 饲喂对鸡蛋营养品质的影响进行测定分析，通过可见-近红外光谱技术，探讨 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的特异性光谱特征与鉴别方法，建立 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的综合品质预测模型，提升禽蛋生产的经济效益与智能化水平，以期为高质量家禽养殖提供理论依据。

1　材料与方法

1.1　材料

试验样本由华中农业大学动物科学技术学院提供，试验地点位于湖北省荆州市某蛋鸡养殖场。试验选择 180 只 58 周龄的蛋鸡，随机分成 3 组，每组 6 个重复，每个重复 10 只蛋鸡。饲料选用正大的 324 产蛋鸡饲料，对照组（Control group，CON）饲喂基础日粮，试验组则在基础日粮的基础上分别添加不同的试验物质：SOD 组添加超氧化物歧化酶，剂量为 40 000 U/kg；天然虾青素可以从藻类直接获得[20]，故 ASTA 组在饲料中添加 0.6% 的小球藻。所有蛋鸡均可自由采食和饮水。试验设有 1 周预试期，正式试验期为 6 周。ASTA 鸡蛋、SOD 鸡蛋和普通鸡蛋样本获取与试验流程如图 1 所示。

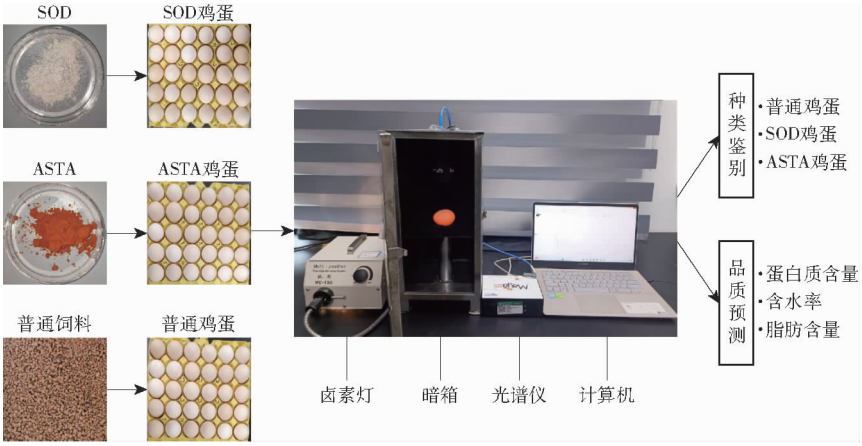


图 1 检测流程

Fig. 1 Testing process

采样时间为试验第 4、5、6 周,每周分别从 ASTA 饲喂组、SOD 饲喂组以及普通饲料饲喂组的蛋鸡收集鸡蛋样本,为保证时效性,各饲喂周期采集的 ASTA 鸡蛋、SOD 鸡蛋和普通鸡蛋样本在收集后立即进行光谱采集和理化指标测定。收集到的鸡蛋样本在 10 h 内运至实验室恒温箱保存,首先进行鸡蛋光谱数据采集,完成光谱测量后即进行理化品质指标测定。饲喂期间收集鸡蛋数量如表 1 所示,最终共获得鸡蛋样本数据 428 个,其中普通鸡蛋 150 个,ASTA 鸡蛋 138 个,SOD 鸡蛋 140 个,3 类鸡蛋在外观上无明显区别。

表 1 饲喂期间收集鸡蛋数量

Tab. 1 Number of eggs collected during feeding

饲喂时间/周	收集鸡蛋数量/个		
	CON	ASTA	SOD
4	48	47	46
5	50	45	47
6	52	46	47

1.2 仪器与设备

Maya2000Pro 型光纤光谱仪(美国海洋光学公司);DHG-9240A 型电热鼓风恒温干燥箱(湖北省武汉市环试检测设备有限公司);JA2002 型电子天平(上海浦春计量仪器有限公司);全自动间断化学分析仪(法国爱利安斯科学仪器公司)。

1.3 可见/近红外光谱采集

采用搭建的可见/近红外光谱检测装置采集数据,如图 2 所示。试验前装置预热 30 min 以消除暗电流和环境影响,试验在相对恒温的室内进行,确保光谱采集过程稳定。在试验第 4、5、6 周分别将收集到的 3 类鸡蛋样本进行光谱采集。每次采集时,分别将同期的 ASTA 蛋、SOD 蛋和 CON 蛋取单枚鸡蛋放入可见/近红外光谱检测装置,光信号穿透鸡蛋后由上方的准直透镜接收,并通过玻璃光纤传输至光谱仪,在上位机检测软件中接收光谱仪信号获取各类鸡蛋的原始光谱曲线。光谱仪参数设置为积分时间 50 ms,平均扫描次数为 3,平滑宽度为 3。

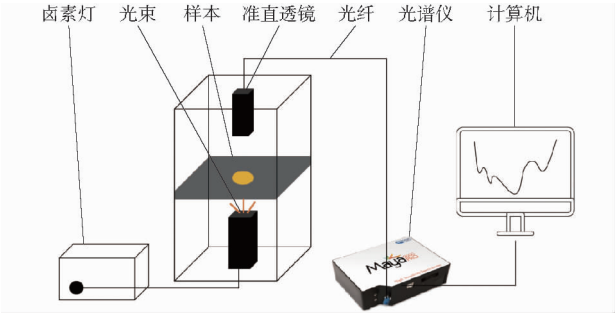


图 2 检测装置示意图

Fig. 2 Schematic of detection device

1.4 饲喂鸡蛋品质指标测定

所测指标及对应的方法分别为:蛋质量使用电子天平测定;蛋形指数使用游标卡尺测定;蛋壳厚度由螺旋测微器测定;蛋黄颜色使用全自动蛋品质分析仪测定;蛋白质含量使用全自动间断化学分析仪测定;含水率测定方法为干燥法;脂肪含量测定方法为索氏抽提法。其中,蛋壳厚度、蛋黄颜色因在前期影响效果不明显,只测量第 5 周和第 6 周数据。

1.5 数据处理

1.5.1 光谱数据预处理

由于仪器和样品背景等因素影响,可见/近红外光谱可能出现偏移和漂移现象。因此,在建模前需对光谱进行预处理。采用多元散射校正(Multivariate scattering correction, MSC)、标准正态变量变换(Standard normal variate, SNV)、数据中心化(Center)、一阶导数(First derivative, FD)、标准化(Autoscales, Auto)、归一化(Normalization, Nor)、Savitzky-Golay 卷积平滑(SG)等方法对光谱进行预处理。

1.5.2　光谱特征变量选择

竞争性自适应重加权(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)算法通过竞争性学习和加权采样,动态调整特征权重,优先选择与目标变量关系密切的特征波长[21];连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)通过迭代选择与已选特征相关性最强的特征,并剔除与目标变量相关性较弱的特征,逐步构建具有较高预测能力和解释性的特征子集,消除冗余信息,提升模型效率[22];非信息变量剔除(Uninformative variables elimination, UVE)算法基于偏最小二乘回归系数选择算法,去除对建模效率较小的变量,筛选出信息丰富的关键波长,优化特征子集[23]。

1.6　模型建立与性能评估

为系统化评估 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的内部品质,首先采用支持向量机(Support vector machine, SVM)算法建立 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的鉴别模型,随后基于鉴别结果利用偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)模型对 ASTA/SOD 饲料饲喂鸡蛋的关键营养成分(蛋白质含量、含水率、脂肪含量)进行预测。

SVM 通过将数据映射到高维特征空间,构建一个最优分类超平面,以最大化各类样本支持向量到该超平面的间隔,从而实现精准分类[24]。使用径向基函数(Radial basis function, RBF)作为核函数,并通过网格搜索法优化 SVM 的关键参数(惩罚因子 c 和核函数参数 g),以确保模型在分类准确性和泛化能力上达到最优配置。模型性能使用准确率(Accuracy)进行评估,准确率越高,模型分类效果越好。

PLSR 通过最优化预测变量和响应变量间的协方差结构,有效地从数据中提取关键特征,并据此构建预测模型[25-26]。模型性能使用训练集决定系数(Determination coefficient of calibration set, R_c^2)、测试集决定系数(Determination coefficient of prediction set, R_p^2)、训练集均方根误差(Root mean square error of calibration set, RMSEC)、测试集均方根误差(Root mean square error of prediction set, RMSEP)评估。决定系数越接近 1,均方根误差越小,则模型性能更稳定、准确率越高。

2　结果与分析

2.1　鸡蛋品质理化测定结果分析

2.1.1　ASTA/SOD 饲喂对鸡蛋品质影响

为更好地探究 ASTA/SOD 饲喂蛋的光谱特征与理化品质之间的联系,对理化测定的结果进行统计与显著性分析,进一步了解 ASTA/SOD 饲喂对鸡蛋品质的影响,统计分析结果如表 2 所示。与对照组相比,饲粮添加 ASTA 和 SOD 对鸡蛋蛋壳厚度无显著影响($P>0.05$);除 SOD 组在饲喂第 5 周显著

表 2　ASTA/SOD 饲料对鸡蛋品质的影响

Tab.2　Effect of ASTA/SOD feed on egg quality

饲喂时间/周	参数	CON	ASTA	SOD
4	蛋质量/g	(65.42±4.40)^{a}	(64.56±4.55)^{a}	(65.13±3.93)^{a}
	蛋形指数	(1.30±0.03)^{ab}	(1.29±0.03)^{b}	(1.31±0.02)^{a}
	蛋白质含量/%	(8.31±1.20)^{a}	(8.80±1.01)^{b}	(8.39±1.16)^{ab}
	含水率/%	(75.40±1.06)^{a}	(74.93±0.81)^{b}	(74.88±0.76)^{b}
	脂肪含量/%	(9.51±0.79)^{a}	(9.80±0.69)^{ab}	(10.03±0.62)^{b}
5	蛋质量/g	(63.59±3.30)^{a}	(64.17±4.99)^{ab}	(65.38±3.82)^{b}
	蛋形指数	(1.29±0.04)^{a}	(1.29±0.04)^{a}	(1.32±0.04)^{b}
	蛋白质含量/%	(8.48±0.97)^{a}	(9.07±1.28)^{b}	(8.89±1.08)^{ab}
	含水率/%	(75.37±0.84)^{a}	(74.73±0.79)^{b}	(75.04±0.82)^{b}
	脂肪含量/%	(9.76±0.65)^{a}	(10.38±0.71)^{c}	(10.06±0.66)^{b}
	蛋壳厚度/mm	(0.38±0.02)^{a}	(0.38±0.02)^{a}	(0.38±0.02)^{a}
	蛋黄颜色	(7.67±1.06)^{a}	(9.85±0.79)^{b}	(7.81±0.73)^{a}
6	蛋质量/g	(64.87±3.21)^{a}	(64.55±4.37)^{a}	(64.77±3.34)^{a}
	蛋形指数	(1.30±0.04)^{a}	(1.29±0.03)^{a}	(1.30±0.04)^{a}
	蛋白质含量/%	(9.38±0.46)^{a}	(9.79±0.65)^{b}	(9.57±0.49)^{a}
	含水率/%	(75.04±0.79)^{a}	(74.79±0.78)^{a}	(75.04±0.60)^{a}
	脂肪含量/%	(9.95±0.67)^{a}	(10.03±0.72)^{a}	(9.90±0.69)^{a}
	蛋壳厚度/mm	(0.37±0.02)^{a}	(0.38±0.02)^{a}	(0.38±0.02)^{a}
	蛋黄颜色	(6.50±1.03)^{a}	(9.31±0.49)^{b}	(6.25±0.52)^{a}

注:同一行中不同字母表示差异显著($P<0.05$),相同字母表示无显著差异。

增加蛋质量、蛋形指数($P<0.05$),其余情况添加 ASTA 和 SOD 对蛋质量、蛋形指数无显著影响($P>0.05$);ASTA 组可显著提高蛋白质含量($P<0.05$),SOD 组可提高蛋白质含量,但与对照组相比差异不显著($P>0.05$);SOD 组在饲喂第 4、第 5 周显著提高鸡蛋脂肪含量($P<0.05$),ASTA 组只在饲喂第 5 周显著提高鸡蛋脂肪含量($P<0.05$);ASTA 和 SOD 组在饲喂第 4、第 5 周显著降低鸡蛋含水率($P<0.05$);SOD 组对蛋黄颜色无显著影响($P>0.05$),而 ASTA 组可显著提高蛋黄颜色($P<0.05$)。

2.1.2 ASTA/SOD 饲喂时间对鸡蛋品质影响

ASTA/SOD 饲喂时间会直接影响鸡蛋品质光谱鉴别与预测模型的精度,需进行不同饲喂时间下鸡蛋品质影响变化分析。由图 3(箱线图)可知,对照组、SOD 组、ASTA 组各项指标在整个喂养周期内数据分布较为均匀,表明鸡蛋品质相对一致性较好。由图 3(折线图)可知,随着饲喂时间延长,ASTA/SOD 饲料对鸡蛋品质的影响呈一定趋势性变化。

外部品质,如蛋质量、蛋形指数、蛋壳厚度,ASTA 和 SOD 组虽然在饲喂周期内表现出一定波动,但整体变化并不显著,表明 ASTA 和 SOD 饲喂对鸡蛋外部品质的影响在短期内相对稳定。在内部品质方面,对于蛋白质含量,随着饲喂时间延长,ASTA 组和 SOD 组均呈逐渐上升趋势,其中 ASTA 组效果更为显著。这可能归因于 ASTA 和 SOD 具有显著的抗氧化作用,能够减轻氧化应激,保护细胞和组织免受氧化损伤,从而促进蛋白质的合成与积累。含水率方面,对照组在整个饲喂周期中呈下降趋势,SOD 组呈上升趋势,ASTA 组先下降后上升,表明 ASTA/SOD 组在饲喂后期有助于维持鸡蛋的

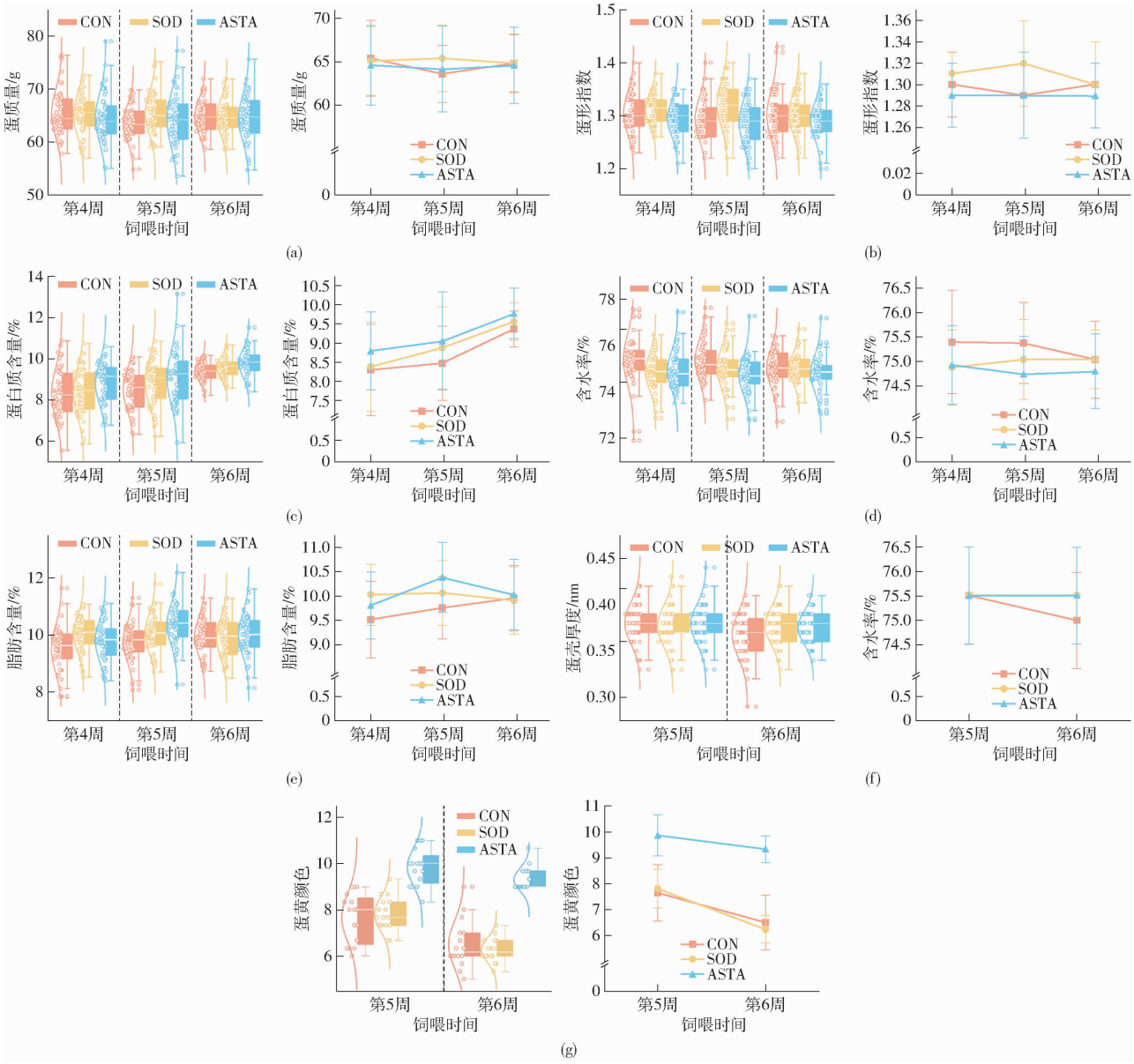


图 3 ASTA/SOD 饲料随喂养时间对鸡蛋品质的影响

Fig. 3 Effects of ASTA/SOD diet on egg quality over feeding time

含水率，进一步确保鸡蛋整体品质的稳定。脂肪含量方面，对照组随饲喂时间的增加呈上升趋势，ASTA/SOD 组都呈先上升后下降趋势，这一现象可能与 ASTA/SOD 的抗氧化和代谢调节作用在不同阶段的表现相关。饲喂初期，抗氧化剂的功能可能主要集中在防止脂质过氧化[27]，从而促使短期内脂质积累。而随着饲喂时间延长，ASTA 和 SOD 的代谢调节作用开始发挥，可能通过加速脂肪的代谢和利用，减少了脂肪积累，导致后期脂肪含量下降。这也说明了在饲喂后期，ASTA 和 SOD 有助于改善鸡蛋的品质特性。同时，蛋黄颜色在饲喂时间的延长过程中表现出逐渐变淡的趋势。

综合来看，ASTA 和 SOD 的长期饲喂效果显著优于对照组，表明这些添加剂在提升鸡蛋营养价值方面具有优势，且表现出随时间推移而产生的累积效应，尤其是在蛋白质含量、脂肪代谢和蛋黄颜色等关键指标上，可作为可见-近红外光谱检测的特征波段影响因素分析。

2.2　ASTA/SOD 饲喂鸡蛋光谱分析

通过搭建的可见/近红外光谱检测装置，获取 ASTA 饲喂、SOD 饲喂和普通饲料饲喂 3 类鸡蛋样本原始光谱，如图 4 所示。蛋壳可以吸收小于 500 nm 的光谱信息[28]，950 nm 后的透射光谱传递较少特征吸收信息且信噪比低[29]，因此选择波段 500 ~ 950 nm 进行分析。其中 500 ~ 780 nm 为可见光区，反映鸡蛋的颜色、发光特性等信息；780 ~ 950 nm 为近红外区，对应物质分子振动和化学键弯曲振动。

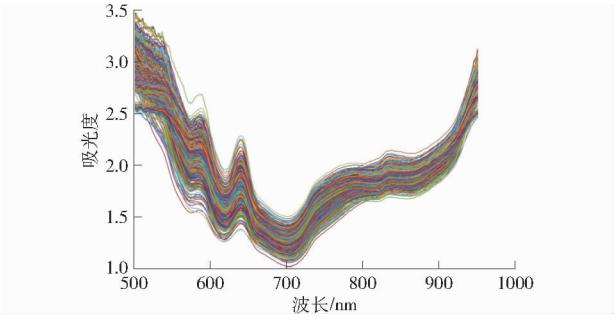


图 4　3 类鸡蛋原始光谱

Fig. 4　Original spectra of three types of eggs

蛋黄颜色方面，525 nm 处的光谱带主要与蛋黄色素相关[30]，ASTA 组在该波段吸光度最高，在 2.1 节中，与对照组相比，ASTA 组蛋黄颜色评分显著提高（第 5 周 9.85 *vs* 7.67；第 6 周 9.31 *vs* 6.50），这一结果与 ASTA 组在该波段吸光度最高的现象一致。

蛋白质含量和脂肪含量方面，620 nm 附近的峰谷值主要被指定为与蛋黄中的脂质和蛋白质相关的条带[31]。而 880 nm 附近的光谱带对应 N—H 和 C—H 拉伸振动的泛音，同样与蛋白质和脂质相关[32]。在 2.1 节中，与对照组相比，蛋白质含量 ASTA 组在试验第 4、5、6 周各检测周期均显著提高，而 SOD 组无显著差异；脂肪含量方面，SOD 组在第 4、5 周，ASTA 组在第 5 周均表现出显著提高。由于蛋白质含量和脂肪含量的随饲喂周期变化叠加，3 类鸡蛋在 620 nm 和 880 nm 波段附近的光谱吸光度反映出一定差异性，表明在 620 nm 和 880 nm 可作为 ASTA/SOD 饲喂蛋的蛋白质和脂质的光谱特征波段，但其光谱曲线的变化趋势并不完全一致，表明不同饲料添加对鸡蛋营养成分的影响具有复杂性。

含水率方面，740、821、836 nm 处的光谱条带分配如下：水中 O—H 的第三泛音；水中的 O—H 组合；O—H 在水分子中的弯曲振动[33]。3 类鸡蛋的光谱在该区域表现出一定差异，由此推测 ASTA 鸡蛋、SOD 鸡蛋和普通鸡蛋可能在含水率上存在差异。理化测定结果支持了这一推论，ASTA 组和 SOD 组鸡蛋的含水率在不同饲喂阶段与对照组存在差异，尤其在饲喂前期含水率显著降低，表明可见-近红外光谱无损检测鸡蛋中水分含量的可行性。

此外，589 nm 和 643 nm 处吸收峰由蛋壳色素“原卟啉 IX”产生，含量越高蛋壳颜色越深，吸光度取决于蛋壳上色素沉积量[28,34]。700 nm 附近的峰谷值与蛋白中的 pH 值和色素分子有关[32]。930 nm 处的光谱带与 C—H 拉伸振动的第三泛音有关，这可能归因于鸡蛋中的碳水化合物含量[35]。

在可见/近红外光谱范围内，ASTA 饲喂鸡蛋、SOD 饲喂鸡蛋和普通鸡蛋的光谱吸收特性虽表现出高度相似性，但仍存在细微差异。由图 5 可知，3 类鸡蛋的平均光谱吸收曲线重叠明显，且总体趋势一致，说明它们在分子结构和化学组成上具有较高的相似性，但通过光谱分析，ASTA 饲喂鸡蛋、SOD 饲喂鸡蛋与普通鸡蛋在含水率、蛋白质含量和脂肪含量等对应的光谱波段存在差异，下文针对以上品质指标进行 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的鉴别和内部品质检测。

2.3　ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的 SVM 鉴别模型建立

2.3.1　样本划分和数据预处理

样本按照比例 3∶1 划分为训练集和测试集，利用不同预处理方法对全波段光谱数据构建 SVM 鉴别模型，结果如表 3 所示。除 FD、Nor 预处理外，其余预处理方法下模型测试集准确率均不小于 88.79%。其中，以 SG 预处理的效果最佳，测试集准确率达 94.39%，故选取 SG 作为鉴别模型的预处理方法。值得注意的是，MSC、SNV 和 FD 预处理在训练集上准确率均为 100%，但在测试集上的表现

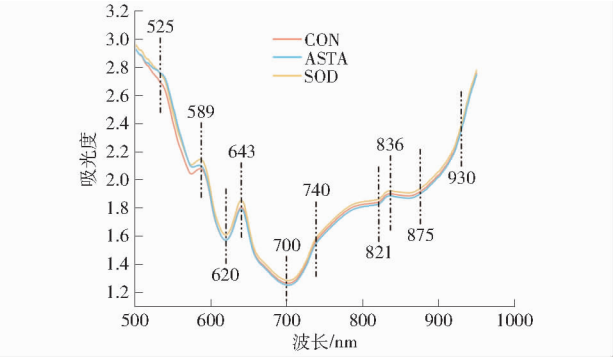


图 5 3 类鸡蛋平均光谱

Fig. 5 Average spectra of three types of eggs

相对较差,这表明模型可能存在过拟合现象。此外,由于全光谱模型的计算效率较低,且部分模型的预测效果不佳,可能是由于全波段数据中存在与鉴别无关的冗余信息。因此,对光谱数据进行降维处理是必要的,以提高模型实际应用价值。

表 3 不同预处理下 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的 SVM 鉴别模型结果

Tab. 3 Results of SVM discrimination model of ASTA/SOD fed eggs under different pretreatments

%

模型	预处理方法	训练集准确率	测试集准确率
SVM	Raw	98.44	90.65
	MSC	100	89.72
	SNV	100	88.79
	Center	99.69	92.52
	FD	100	67.29
	Auto	99.38	88.79
	Nor	61.99	72.90
	SG	99.69	94.39

2.3.2 特征波长提取

2.3.2.1 CARS 算法提取特征波段

使用 CARS 算法对采集到的鸡蛋光谱数据进行处理。如图 6a 所示,随着迭代次数增加,大量无用的光谱信息被逐步剔除。由图 6b 可知,在交叉验证均方根误差(RMSECV)降至最低点(31 次迭代)之前,主要是消除无用的光谱信息;在超过最低点后,随着有效光谱信息被剔除,RMSECV 开始上升。由图 6c 可知,当 RMSECV 达到最低点时,对应的迭代次数为 31,表明此时光谱中的有效信息量达到最大,从而确定了最优特征波长集合,此时特征波段变量数目为 155,占原始光谱的 15.14%。筛选后的特征波长包括 528.57、585.35、620.73、639.48、711.77、740.39、821.21、838.55、878.26、930.52 nm 等关键波段,均位于图 5 分析的特征区域附近,表明 CARS 筛选的特征波长有效涵盖 3 类鸡蛋品质差异分析所需的关键光谱信息。

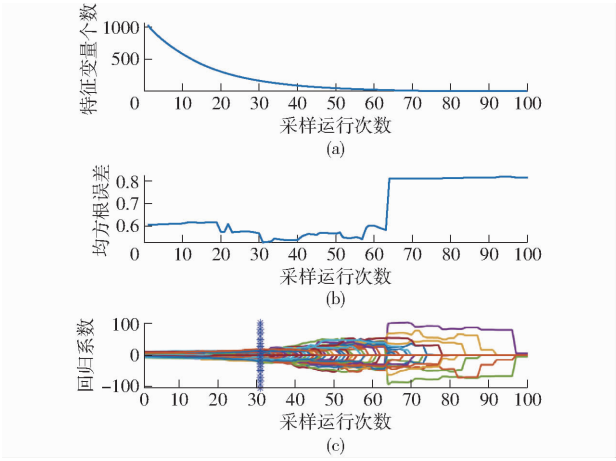


图 6 CARS 特征选择过程

Fig. 6 CARS feature selection process

2.3.2.2 SPA 算法提取特征波段

利用 SPA 算法对鸡蛋光谱的特征变量进行筛选。如图 7a 所示,当均方根误差(RMSE)降低到合理的数值范围内时,将对应拐点的变量选为特征变量,此时大量无用的光谱信息被剔除,剩余的光谱信息将被作为特征光谱用于后续分析。该拐点对应的波长个数为 8,RMSE 为 0.460 52,选取的特征变量占原始光谱信息的 0.78%,显著降低了数据维度。图 7b 为选取的特征波长点,经 SPA 筛选后,选择 505.47、557.01、588.04、625.65、828.58、874.38、903.59、916.86 nm 的 8 个波长作为特征波长,虽然未完全与图 5 分析的典型特征区域重合,但仍具有一定代表性。

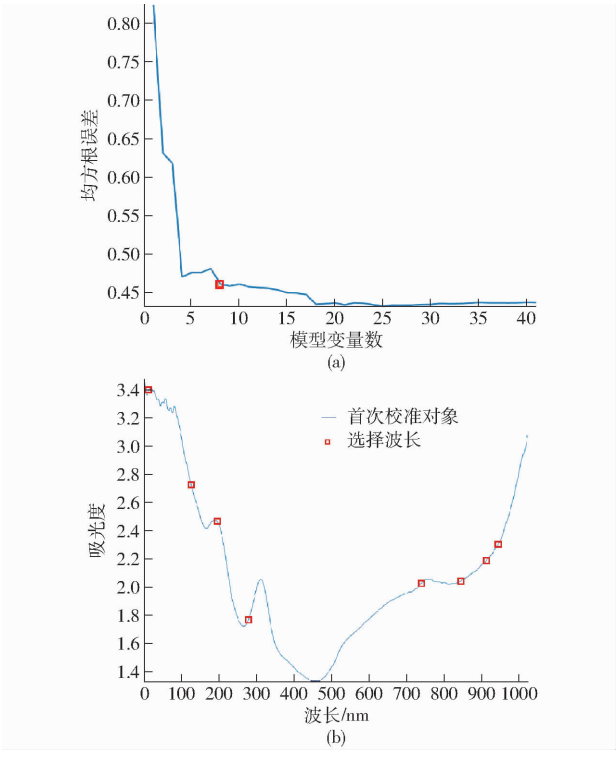


图 7 SPA 特征选择过程

Fig. 7 SPA feature selection process

2.3.2.3　UVE 算法提取特征波段

在应用 UVE 算法时，将阈值设定为 0.99，主成分数设定为 10。如图 8 所示，UVE 提取特征波长的过程详细展示了筛选步骤。黄线表示鸡蛋光谱矩阵的稳定值，右侧红色曲线表示加入随机噪声后的光谱矩阵变量。蓝色虚线表示随机噪声最大阈值（±43.804 7），位于这两条虚线之间的光谱信息被视为无效信息并予以剔除，而其余信息则保留为特征波长。经过 UVE 筛选，共筛选出 55 个特征波长，占原始光谱的 5.18%。筛选后的特征波长包括 589.39、618.5、648.39、739.08、821.21、834.22、879.98 nm 等，覆盖了图 5 分析中部分关键波段，但缺失 900 nm 之后的波段信息。

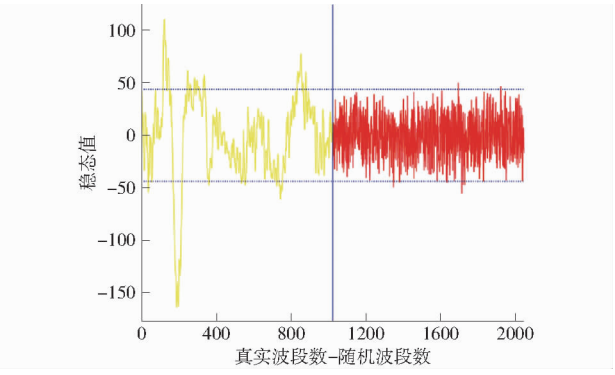


图 8　UVE 特征选择过程

Fig. 8　UVE feature selection process

2.3.3　基于特征波长的鉴别模型

对 CARS、SPA、UVE 选取的最优特征波长分别构建 SVM 鉴别模型，并通过网格搜索算法优化参数 c 和 g，将 c 和 g 初始范围均设定为[0,10]，步长为 0.1，以此构建 c、g 二维网格，将所有网格节点的 (c,g) 组合代入 SVM 模型中，计算模型准确率。最终，CARS 算法的最优参数为 c = 4.3、g = 0.4；SPA 算法为 c = 3.6、g = 0.1；UVE 算法为 c = 3.2、g = 0.6。

由表 4 可知，基于 CARS 提取的 SVM 模型在测试集准确率上明显优于 SPA 和 UVE，表明 CARS 算法在鸡蛋光谱特征波长筛选中具有显著优势，在减少过拟合的同时有效保留了关键特征，提升了模型准确性与稳健性。最优模型 SG－CARS－SVM 在训练集和测试集上准确率为 98.13% 和 95.33%。

表 4　不同特征提取方法下建立的 SVM 模型鉴别结果

Tab. 4　Identification results of SVM models established under different feature extraction methods

模型	特征提取	惩罚参数 c	核函数参数 g	训练集准确率/%	测试集准确率/%
SVM	CARS	4.30	0.40	98.13	95.33
	SPA	3.60	0.10	96.57	91.59
	UVE	3.20	0.60	89.41	89.72

2.4　ASTA/SOD 饲喂鸡蛋内部品质预测模型构建

为实现对饲喂蛋内部品质的无损预测，使用 PLSR 模型对饲喂蛋内部关键指标进行定量预测。根据 ASTA/SOD 饲喂蛋的光谱特征分析结果，以及消费者对鸡蛋质量要品质指标的关注，故选取蛋白质含量、含水率和脂肪含量 3 个指标进行建模分析，以便进行 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋营养品质预测。

2.4.1　样本集划分

采用 KS 算法将 ASTA 和 SOD 饲喂鸡蛋样本分别按比例 3∶1 划分为训练集和测试集。各品质指标样本集划分结果如表 5 所示。

表 5　KS 算法划分的样本集数据

Tab. 5　Sample set data divided by KS algorithm

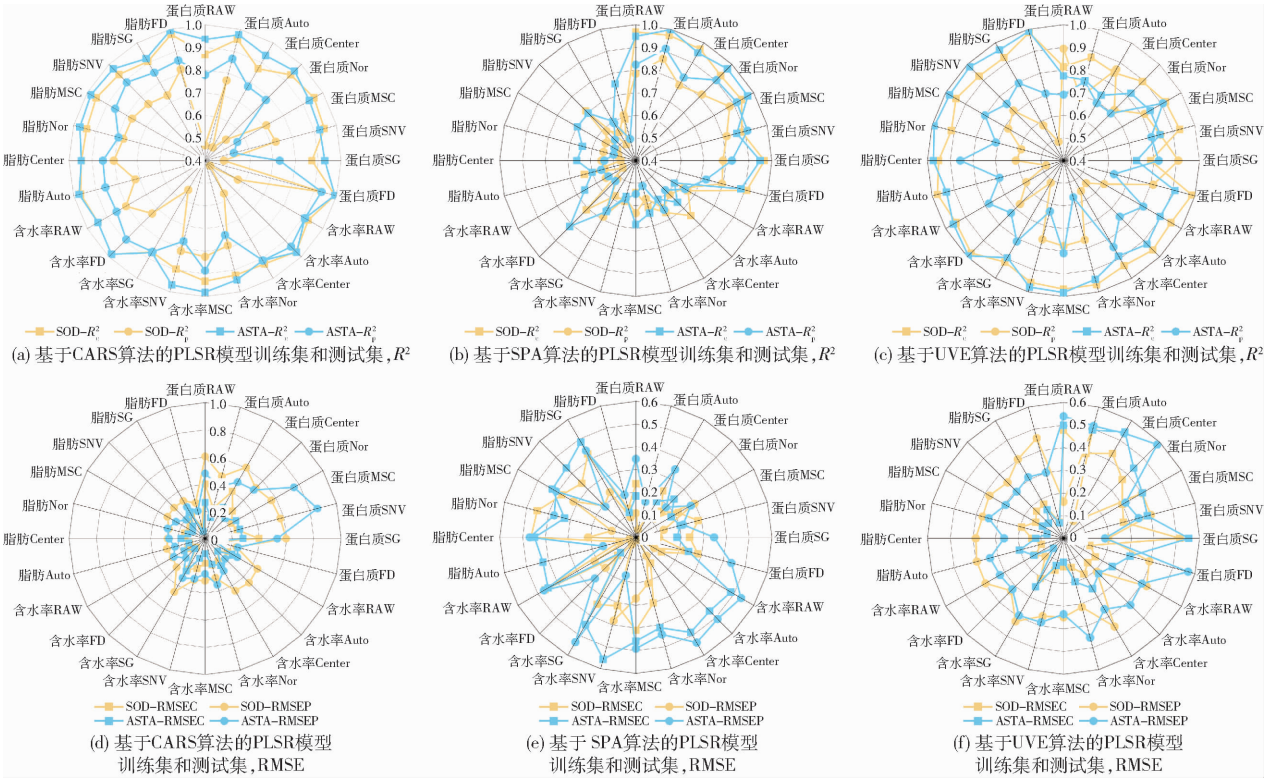
种类	指标	样本集	数量	最大值/%	最小值/%	平均值±标准差/%
ASTA	蛋白质含量	训练集	104	11.51	6.77	9.23±0.97
		测试集	34	11.59	5.92	9.03±1.27
	含水率	训练集	104	77.44	72.79	74.85±0.85
		测试集	34	76.26	72.85	74.72±0.64
	脂肪含量	训练集	104	12.19	8.14	10.02±0.79
		测试集	34	11.40	8.45	10.25±0.60
SOD	蛋白质含量	训练集	105	10.73	5.86	8.89±1.05
		测试集	35	10.85	6.13	9.13±1.10
	含水率	训练集	105	76.95	72.87	75.02±0.71
		测试集	35	76.22	73.33	74.95±0.74
	脂肪含量	训练集	105	11.29	8.48	9.96±0.63
		测试集	35	11.27	8.75	10.02±0.66

2.4.2　数据处理与特征提取

为建立 ASTA/SOD 饲喂蛋内部品质指标（蛋白质含量、含水率、脂肪含量）最优预测模型，采用 MSC、SNV、Center、FD、Auto、Nor、SG 7 种算法进行原始光谱预处理，对不同预处理的光谱数据分别采用 CARS、SPA 和 UVE 3 种特征提取结合 PLSR 算法进

行 ASTA/SOD 饲喂蛋品质预测，多种算法组合检测结果雷达图如图 9 所示（其中，图 9d ~ 9f 的 RMSE 单位为%）。

由图 9 可知，相较于 SPA 和 UVE 算法，CARS 算法具有更高的 R_c^2 和 R_p^2，模型拟合效果与预测精度均优于其他算法，表明 CARS 算法更适合处理 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋微弱光谱特征差异、优化特征波长选择，能够更准确地反映 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋品质。同时，CARS 算法的 RMSE 较低，意味着其预测误差较小，模型稳健性更强。相比之下，SPA 算法在蛋白质含量、含水率和脂肪含量预测中均表现出较低的 R_p^2，这可能是由于其提取的特征波段数量较少，显著低于 CARS 和 UVE 算法提取的波段数量，导致有效信息不足，限制了模型的预测能力。而 UVE 算法在品质指标的预测中 RMSE 整体较高，可能是由于 UVE 算法在去除冗余信息的同时也削弱了部分与预测变量高度相关的特征，从而影响了模型准确性。综上所述，最终选择 CARS 算法构建 CARS－PLSR 模型用于预测 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋关键内部品质。



(a) 基于CARS算法的PLSR模型训练集和测试集，R^2 (b) 基于SPA算法的PLSR模型训练集和测试集，R^2 (c) 基于UVE算法的PLSR模型训练集和测试集，R^2

(d) 基于CARS算法的PLSR模型训练集和测试集，RMSE (e) 基于SPA算法的PLSR模型训练集和测试集，RMSE (f) 基于UVE算法的PLSR模型训练集和测试集，RMSE

图 9 不同预处理结合特征选择后 PLSR 模型 R^2、RMSE

Fig. 9 R^2 and RMSE of PLSR model after different preprocessing combined with feature selection

2.4.3 最优模型比较与选择

ASTA/SOD 饲喂鸡蛋关键品质参数预测值与测定值之间的关系散点图如图 10 所示。

对于 ASTA 饲喂鸡蛋，蛋白质含量、含水率和脂肪含量的最佳检测效果分别通过 FD、Auto 和 SNV 预处理方法获得，测试集 R_p^2 分别为 0.933、0.937 和 0.889，RMSEP 为 0.250%、0.209% 和 0.196%。SOD 饲喂鸡蛋的最佳检测效果则通过 FD、MSC 和 FD 预处理方法实现，测试集 R_p^2 分别为 0.929、0.824 和 0.817，RMSEP 为 0.239%、0.310% 和 0.273%。结果表明，CARS－PLSR 模型在 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋蛋白质含量、含水率和脂肪含量预测中表现出良好的准确性和稳健性，能够实现 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的快速、精准品质预测。

3 结论

（1）通过对 ASTA 和 SOD 饲喂后鸡蛋的外部品质（蛋质量、蛋形指数、蛋壳厚度）和内部品质（蛋白质、脂肪、含水率、蛋黄颜色）进行理化测定与分析，结果表明：在外部品质方面，ASTA 和 SOD 的添加对鸡蛋影响较小，变化幅度不显著，外部特征相对稳定；而在内部品质方面，ASTA 显著提高了鸡蛋蛋白质含量和蛋黄颜色，同时 ASTA 组与 SOD 组在饲喂后期对鸡蛋含水率和脂肪含量的调控表现出一定优势。而且，ASTA/SOD 饲喂蛋与普通蛋的吸收光谱曲线在 620、880 nm 等蛋白质、脂质对应的特征波段存在差异，表明 ASTA/SOD 饲喂能有效提升鸡蛋营养品质，为 ASTA/SOD 饲喂蛋光谱特征波段提取、鉴别与品质预测提供基础。

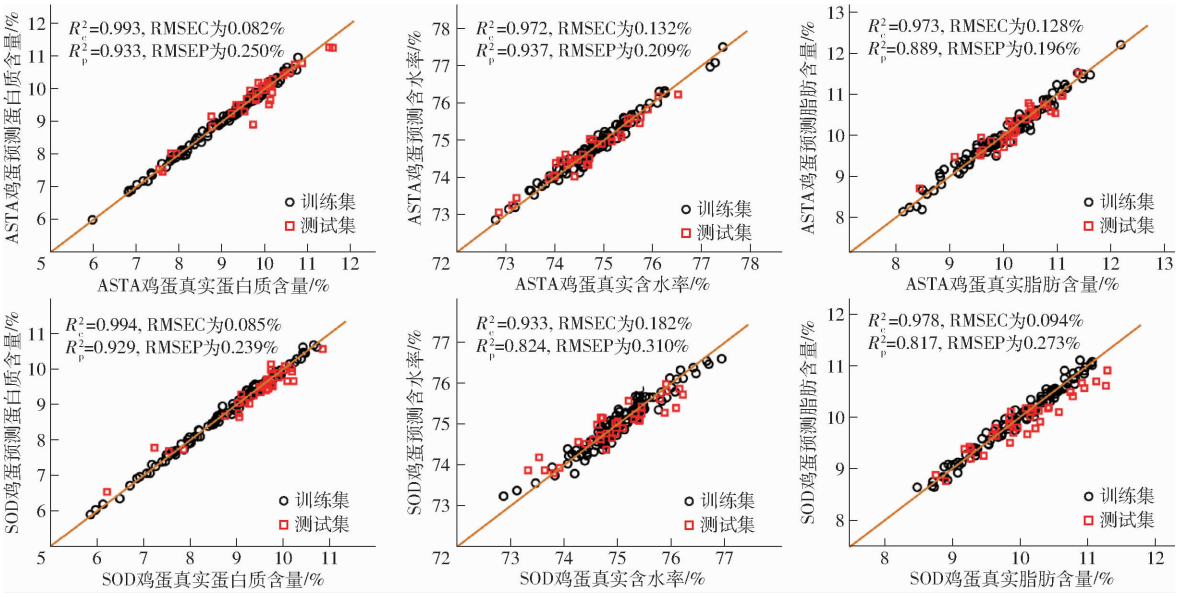


图 10　预测散点图

Fig. 10　Prediction scatter plots

(2)建立了 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋与普通鸡蛋的无损鉴别分类模型。通过对饲喂蛋的原始光谱进行 SG 预处理和 CARS、SPA 和 UVE 算法提取特征波段,结果表明 CARS 算法表现最佳,最优判别模型为 SG－CARS－SVM,采用网格搜索优化 SVM 中的惩罚系数 c 和核参数 g,最优参数为 $c=4.3$、$g=0.4$。该模型在训练集和测试集上准确率分别达到 98.13% 和 95.33%,可实现对 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋与普通鸡蛋的快速、精准分类鉴别。

(3)构建了针对 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋的蛋白质含量、含水率和脂肪含量的 CARS－PLSR 无损检测模型。结合不同的光谱预处理方法,CARS 算法筛选出与各品质指标关联密切的稳健特征波段,包括 620.73、821.21、878.26 nm 等,与水中 O—H 键组合、蛋白质及脂质具有较高关联性。优化后的模型在各项指标的预测能力中,R_p^2 均超过 0.8,实现了对 ASTA/SOD 饲喂鸡蛋综合品质的高效、精确预测。

参　考　文　献

[1] 刘雪,李亚妹,刘娇,等. 基于 BP 神经网络的鲜鸡蛋货架期预测模型[J]. 农业机械学报,2015,46(10):328－334.
LIU Xue, LI Yamei, LIU Jiao, et al. Fresh egg shelf life prediction model based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 328－334. (in Chinese)

[2] 国家统计局. 中国统计年鉴 2023[M]. 北京:中国统计出版社, 2023.

[3] 贾久满. 多维营养富硒生态饲料对鸡蛋品质及营养成分的影响[J]. 饲料研究, 2020, 43(2): 15－19.
JIA Jiuman. Effects of multi-dimensional nutritional selenium-enriched ecological feed on egg quality and nutritional components [J]. Feed Research, 2020, 43(2): 15－19. (in Chinese)

[4] WAWRZYKOWSKI J, KANKOFER M. Partial biochemical characterization of Cu, Zn-superoxide dismutase extracted from eggs of hens (*Gallus gallus domesticus*)[J]. Food Chemistry, 2017, 227: 390－396.

[5] SAMAR A T, ANDREW D M, TAO S, et al. Dietary supplemental microalgal astaxanthin modulates molecular profiles of stress, inflammation, and lipid metabolism in broiler chickens and laying hens under high ambient temperatures[J]. Poultry Science, 2020, 99(10): 4853－4860.

[6] WEIZHAO H, HAO W, CHAOHUA T, et al. Dietary supplementation with *Astaxanthin alleviates* ovarian aging in aged laying hens by enhancing antioxidant capacity and increasing reproductive hormones[J]. Poultry Science, 2023, 102(1):102258.

[7] 李利红,白建. 日粮添加虾青素对蛋鸡蛋品质的影响[J]. 饲料研究, 2020, 43(11): 50－53.
LI Lihong, BAI Jian. Effect of dietary astaxanthin supplementation on egg quality of laying hens[J]. Feed Research, 2020, 43(11): 50－53. (in Chinese)

[8] 陈磊,曾军,丁梦琴,等. 雨生红球藻藻粉对拜城油鸡生产性能、蛋品质和抗氧化性能的影响[J]. 动物营养学报, 2021, 33(11): 6548－6554.
CHEN Lei, ZENG Jun, DING Mengqin, et al. Effects of *Haematococcus pluvialis* powder on production performance, egg quality and antioxidant properties of Baicheng oily chickens[J]. Journal of Animal Nutrition, 2021, 33(11): 6548－6554. (in Chinese)

[9] HONDA M, KAWASHIMA Y, HIRASAWA K, et al. Possibility of using astaxanthin-rich dried cell powder from *Paracoccus carotinifaciens* to improve egg yolk pigmentation of laying hens[J]. Symmetry, 2020, 12(6):923.

[10] 赵婷,林孔亮,惠伯棣. 微生物源类胡萝卜素研究进展[J]. 食品科学, 2010, 31(23): 461－467.

ZHAO Ting, LIN Kongliang, HUI Bodi. Research progress of carotenoids from microorganisms[J]. Food Science, 2010, 31(23): 461 - 467. (in Chinese)
[11] FU D, LI Q, CHEN Y, et al. Assessment of integrated freshness index of different varieties of eggs using the visible and near-infrared spectroscopy[J]. International Journal of Food Properties, 2023, 26(1): 155 - 166.
[12] DONG X, ZHANG B, DONG J, et al. Egg freshness prediction using a comprehensive analysis based on visible near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy Letters, 2020, 53(7): 512 - 522.
[13] DONG X, DONG J, LI Y, et al. Maintaining the predictive abilities of egg freshness models on new variety based on VIS - NIR spectroscopy technique[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 669 - 676.
[14] CHEN M, ZHANG L, XU H. On-line detection of blood spot introduced into brown-shell eggs using visible absorbance spectroscopy[J]. Biosyst. En., 2015,131: 95 - 101.
[15] 徐惠荣,徐文豪,陈华瑞,等. 基于光谱技术的褐壳血斑蛋鉴别方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 194 - 198.
XU Huirong, XU Wenhao, CHEN Huarui, et al. Study on identification method of brown-shell blood spot eggs based on spectral technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 194 - 198. (in Chinese)
[16] ABDEL-NOUR N, NGADI M, PRASHER S, et al. Prediction of egg freshness and albumen quality using visible/near infrared spectroscopy[J]. Food and Bioprocess Technology, 2011,4: 731 - 736.
[17] 李庆旭,王巧华,肖仕杰,等. 基于深度学习的群体种鸭蛋受精信息检测方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):193 - 200.
LI Qingxu, WANG Qiaohua, XIAO Shijie, et al. Detection method of fertilization information of breeding duck eggs based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 193 - 200. (in Chinese)
[18] DONG J, DONG X, LI Y, et al. Identification of unfertilized duck eggs before hatching using visible/near infrared transmittance spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 471 - 478.
[19] CORION M, KERESZTES J, DE KETELAERE B, et al. In ovo sexing of eggs from brown breeds with a gender-specific color using visible-near-infrared spectroscopy: effect of incubation day and measurement configuration[J]. Poultry Science, 2022, 101(5): 101782.
[20] SHI H, DENG X, JI X, et al. Sources, dynamics in vivo, and application of astaxanthin and lutein in laying hens: a review [J]. Animal Nutrition, 2023, 13: 324 - 333.
[21] YAO K, SUN J, CHEN C, et al. Visualization research of egg freshness based on hyperspectral imaging and binary competitive adaptive reweighted sampling[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 127: 104414.
[22] QIN Y, SONG K, ZHANG N, et al. Robust NIR quantitative model using MIC - SPA variable selection and GA - ELM[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 128: 104534.
[23] WANG Z, CHEN J, FAN Y, et al. Evaluating photosynthetic pigment contents of maize using UVE - PLS based on continuous wavelet transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105160.
[24] 李禧龙,韩亚芬,潘宇轩,等. 基于改进 ResNet 的马铃薯黑心病近红外光谱检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 470 - 479.
LI Xilong, HAN Yafen, PAN Yuxuan, et al. Near infrared spectroscopy detection method of potato blackheart disease based on improved ResNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 470 - 479. (in Chinese)
[25] WANG Z, MIAO Z, YU X, et al. Vis - NIR spectroscopy coupled with PLSR and multivariate regression models to predict soil salinity under different types of land use[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 133: 104826.
[26] HITCHMAN S, LOEFFEN M P F, REIS M M, et al. Robustness of hyperspectral imaging and PLSR model predictions of intramuscular fat in lamb M. *Longissimus lumborum* across several flocks and years[J]. Meat Science, 2021, 179: 108492.
[27] NUO H, SHAN G, YU C, et al, Dietary supplementation with natural astaxanthin from *Haematococcus pluvialis* improves antioxidant enzyme activity, free radical scavenging ability, and gene expression of antioxidant enzymes in laying hens[J]. Poultry Science, 2021, 100(5): 101045.
[28] BRANT A W, NORRIS K H, GILBERT C. A spectrophotometric method for detecting blood in white-shell eggs[J]. Poultry Science, 1953, 32(2): 357 - 363.
[29] DONG J, DONG X, LI Y, et al. Identification of unfertilized duck eggs before hatching using visible/near infrared transmittance spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157:471 - 478.
[30] WANG D, WANG Q, CHEN Z, et al. CVAE - DF: a hybrid deep learning framework for fertilization status detection of pre-incubation duck eggs based on VIS/NIR spectroscopy [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024,320: 124569.
[31] KUROKI S, KANOO T, ITOH H, et al. Nondestructive measurement of yolk viscosity in lightly heated chicken shell eggs[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 205: 18 - 24.
[32] YAO K, SUN J, CHENG J, et al. Development of simplified models for non-destructive hyperspectral imaging monitoring of S-ovalbumin content in eggs during storage[J]. Foods, 2022, 11(14): 2024.
[33] KUROKI S, KANOO T, ITOH H, et al. Nondestructive VIS/NIR spectroscopy estimation of intravitelline vitamin E and cholesterol concentration in hen shell eggs[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2020, 14: 1116 - 1124.
[34] BAMELIS F R, TONA K, DE BAERDEMAEKER J G, et al. Detection of early embryonic development in chicken eggs using visible light transmission[J]. British Poultry Science, 2002, 43(2): 204 - 212.
[35] GHADERI M, MIREEI S A, MASOUMI A, et al. Fertility detection of unincubated chicken eggs by hyperspectral transmission imaging in the Vis - SWNIR region[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 1289.