

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.60073

高光谱结合改进 CARS 和 SSA-XGBoost 的鸡蛋品质快速检测方法

王淋铤¹ 邹倩颖² 孙 强³

(1. 电子科技大学成都学院, 四川 成都 611731; 2. 吉利学院, 四川 成都 641423;
3. 成都乐因生物科技有限公司, 四川 成都 610043)

摘要: [目的] 实现鸡蛋品质的无损、准确和快速检测。[方法] 在高光谱检测技术的基础上, 提出了一种将樽海鞘群算法与 XGBoost 算法相结合的鸡蛋品质快速检测方法。通过樽海鞘群算法优化 XGBoost 模型的多个超参数, 提高 XGBoost 模型的预测性能。高光谱采集图像通过数据预处理和特征波长选择后输入优化的 XGBoost 模型进行品质检测。通过试验验证了所提无损检测方法的性能。[结果] 试验方法可实现鸡蛋品质的快速无损检测, 具有较高的识别精度和效率, 决定系数为 0.942, 平均检测时间为 0.032 s。[结论] 高光谱检测技术结合试验方法可以实现鸡蛋品质的快速、准确、无损检测。

关键词: 鸡蛋; 品质; 高光谱检测; 樽海鞘群算法; XGBoost 算法; 无损检测

A rapid detection method for egg quality using CARS and SSA-XGBoost improved by combining hyperspectral analysis

WANG Linyi¹ ZOU Qianying² SUN Qiang³

(1. Chengdu College of University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China; 2. Geely University of China, Chengdu, Sichuan 641423, China; 3. Chengdu Lein Biotechnology Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610043, China)

Abstract: [Objective] To realize non-destructive, accurate, and rapid detection of egg quality. [Methods] On the basis of hyperspectral detection technology, a rapid egg quality detection method combining the bottle sea squirt group algorithm and XGBoost algorithm has been proposed. Optimizing multiple hyperparameters of the XGBoost model through the Tartary Sea Salp Swarm Algorithm to improve the predictive performance of the XGBoost model. The quality of hyperspectral images was detected by inputting optimized XGBoost models after data preprocessing and feature wavelength selection. The performance of the proposed non-destructive testing method was verified through experiments. [Results] The experimental method could achieve rapid non-destructive testing of egg quality, with high recognition accuracy and efficiency, a coefficient of determination of 0.942, and an average detection time was 0.032 seconds. [Conclusion] The combination of hyperspectral detection technology and experimental methods can achieve rapid, accurate, and non-destructive testing of egg quality.

Keywords: egg; quality; hyperspectral detection; salp swarm algorithm; XGBoost algorithm; non destructive testing

鸡蛋作为一种营养丰富、功能多样的食品, 在人类健康饮食和多个工业领域发挥着不可或缺的作用^[1]。鸡蛋质量检测是其生产加工、贮藏及运输过程中的重要环节, 能有效保障食品安全和消费者权益^[2]。与传统检测手段

相比, 高光谱等无损检测技术被广泛应用于食品成分和质量检测等领域。

目前, 国内外对鸡蛋品质检测技术的研究主要集中在外部品质检测和内部品质检测上。高光谱检测技术作

基金项目: 四川省自然科学基金项目(编号: 22SCK349806); 四川省住房和城乡建设厅项目(编号: SCJSKJ2022-05)

通信作者: 王淋铤(1988—), 女, 电子科技大学成都学院电子讲师, 硕士。E-mail: wanglinyit312@163.com

收稿日期: 2024-04-11 改回日期: 2024-07-01

为一种无损、准确和快速的检测手段,无需破坏样品即可获取其内部信息,保持样品的完整性,尤其适用于食品品质检测^[3-5]。赵楠等^[6]提出了一种结合高光谱检测技术和改进支持向量机的鸡蛋菌落总数检测方法,可实现鸡蛋内部菌落总数的无损检测,均方根误差为 0.97,相关系数为 0.84。张琛等^[7]提出了一种结合高光谱检测技术和支持向量机用于鸡蛋中二十二碳六烯酸与虾青素含量的检测方法。段宇飞等^[8]提出了一种结合高光谱检测技术和正交校正的偏最小二乘线性判别的鸡蛋新鲜度检测方法。结果表明,所提方法在鸡蛋高光谱分类中效果最好,蛋黄、蛋清高光谱分类准确率分别为 98.60%,99.20%。谭航彬等^[9]提出了一种将高光谱检测技术与支持向量机回归模型相结合的鸡蛋新鲜度检测方法。结果表明,所提方法不仅提高了高光谱检测效率,还提高了鸡蛋新鲜度预测模型的精度,均方误差为 8.04%,平均检测时间为 0.032 s。以上方法虽然可以实现鸡蛋品质的无损检测,但其检测的准确性和快速性有待进一步提高。研究拟在高光谱检测技术的基础上,提出一种将樽海鞘群算法(salp swarm algorithm, SSA)和 XGBoost 算法相结合的鸡蛋品质快速检测方法。高光谱采集图像通过数据预处理和特征波长选择输入优化的 XGBoost 模型进行品质检测,并通过试验验证其性能,旨在为有效推进食品无损检测技术的发展,以及提高食品品质 and 安全性提供依据。

1 高光谱检测系统

高光谱成像技术是将成像技术与光谱技术融为一体,能够在不接触被测物体的情况下同时获取图像信息和光谱信息的一种检测技术。试验采用的高光谱检测系统如图 1 所示。

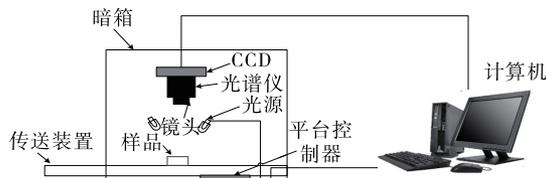


图 1 高光谱检测系统结构

Figure 1 Structure of hyperspectral detection system

2 鸡蛋品质检测方法

通过高光谱采集系统采集鸡蛋品质波段范围为 435~1 002 nm,共 449 个波段,相机和样品距离为 30 mm,采集图像大小为 750 像素×550 像素。

2.1 高光谱图像预处理和特征波长选择

高光谱采集图像易发生散射现象和部分随机噪声掺杂,需进行预处理。SG 平滑:用于提高信号的信噪比,减少随机噪声的影响。微分:用于增强信号中的微小变化。

多散射校正(MSC):用于降低由光散射引起的光谱变化。标准正规变换(SNV):用于校正由于样本之间的散射引起的光谱差异。试验采用 SG-MS-C 对采集数据进行预处理。SG 平滑可以通过低通滤波去除信号中的噪声。MSC 可以消除由光散射引起的光谱变化^[10-12]。

高光谱数据的主要特征之一是其高维度,可以同时获取目标的数百到数千波段的光谱信息。由于相邻频带的光谱信息相似,所以在高光谱数据中存在大量的冗余。大量数据的处理可能导致分析速度下降,不利于在线或实时自动检测系统,因此需要进行特征波长选择。CARS 算法以其适应性、鲁棒性和高效的特征选择能力,在处理高光谱数据领域具有显著优势。但在实际应用过程中,还应注意计算量大和对参数设置敏感等局限性。针对上述缺点,引入文献[13-14]所提的改进 CARS 算法。

2.2 鸡蛋品质检测模型

通过樽海鞘群算法优化 XGBoost 模型对鸡蛋品质进行检测。XGBoost 算法通过集成多个 CART 树模型来提升模型的预测性能,输出如式(1)所示^[15-17]。

$$y^* = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad (1)$$

式中:

y^* ——预测值输出;

$f_k(x_i)$ ——第 k 棵树对第 i 个样本的预测得分;

K ——树的数量。

建立 CART 树模型时,加入正则化项避免模型过拟合,如式(2)所示。

$$\Gamma(\varphi) = \sum_i l(y_i^*, y_i) + \sum_k \Omega(f_k), \quad (2)$$

式中:

$\Gamma(\varphi)$ ——衡量实际值与预测值差距;

$l(y_i^*, y_i)$ ——损失误差;

$\Omega(f_k)$ ——正则项。

模型通常采用加法方式进行训练,迭代 t 次的结果如式(3)所示。

$$y_i^{*(t)} = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) = y_i^{*(t-1)} + f_i(x_i), \quad (3)$$

式中:

$y_i^{*(t)}$ ——迭代 t 次模型;

$f_i(x_i)$ ——新增函数。

将式(3)代入式(2),计算出第 t 次迭代的目标函,如式(4)所示。

$$\Gamma(\varphi) = \sum_i l(y_i^{*(t-1)}, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) + C, \quad (4)$$

式中:

C ——常数项。

将式(4)泰勒展开,得

$$\Gamma(\varphi) \approx \sum_t \left[l(y_i^{(t-1)}, y_i) + g_i f_i(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_i^2(x_i) \right] + \sum_k \Omega(f_k) + C. \quad (5)$$

由于 CART 树的残差是通过第 t 颗树与前一棵树的差得到,所以 $t-1$ 树的预测值为已知,泰勒展开式中的部分已经 $l(y_i^{(t-1)}, y_i)$ 为确定值,不影响目标函数的优化计算,可以并入到常数项中。目标函数为

$$\Gamma(\varphi) \approx \sum_t \left[g_i f_i(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_i^2(x_i) \right] + \sum_k \Omega(f_k) + C. \quad (6)$$

由于 XGBoost 算法中参数较多,调制过程的随机性较大,需要通过参数优化来提高模型的预测精度。因此,选择处理多参数优化问题效果显著的改进樽海鞘群算法优化模型参数,减少参数选择的随机性,从而提高模型的预测性能。改进樽海鞘群算法是模拟樽海鞘群体行为的群智能优化算法。该算法通过模拟樽海鞘群体行为,将领导和追随者的概念引入到计算模型中,提高算法的搜索效率和寻优能力。

但其收敛后期个体在极值点不能有效地搜索和缺乏与其他个体的交互能力,为了提高收敛速度和优化能力,通过两个方面的改进对其进行优化^[18-20]。

(1) 引入 LEVY 飞行策略更新领导者位置,避免樽海鞘群算法扩大搜索范围,提高算法收敛性能。LEVY 飞行扰动后的领导者位置为

$$x_j^i(t) = \begin{cases} q \times P_j + c_1 [(ab_j - tb_j)c_2 + tb_j] \times s, & c_3 \geq 0.5 \\ q \times P_j - c_1 [(ab_j - tb_j)c_2 + tb_j] \times s, & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

式中:

t ——当前迭代次数;

$x_j^i(t)$ ——跟随者 i 在第 j 维空间的当前位置;

P_j ——当前食物源 j 维空间的位置;

ab_j, tb_j ——搜索范围;

c_1, c_2, c_3 —— $[0, 1]$ 之间的随机数;

q, s ——自适应权重和运动步长。

(2) 引入高斯变异算子改进跟随者,避免樽海鞘群算法陷入局部最优解,提高算法寻优能力。在原始追随者位置更新式中加入高斯变异算子,如式(8)所示。

$$p_j^i = \frac{1}{2} (p_j^i + p_j^{i-1}) + \Delta(l, M_j^i), \quad (8)$$

式中:

p_j^i ——当前迭代次数;

$\Delta(l, M_j^i)$ ——变异步长。

采用改进的 SSA 算法对 XGBoost 模型参数(最小分裂增益、正则项参数、采样率和特征采样率)进行优化,建

立改进的 SSA-XGBoost 鸡蛋品质检测模型,具体步骤为:

步骤 1:对采集的高光谱数据进行预处理(SG-MSC 算法)和特征波长选择(改进 CARS 算法)。

步骤 2:将数据集分为训练集、试验集、测试集。

步骤 3:初始化樽海鞘群的位置,设定樽海鞘群数和维度数,设定 XGBoost 模型参数搜索范围。

步骤 4:进行多组交叉训练,设定适当的适应度标准,即交叉平均验证的精度,计算每个樽海鞘个体的适应度。

步骤 5:根据改进的领导和追随者位置更新公式更新个体位置及逆行更新。

步骤 6:再次计算更新后个体的适应度,将其与食品位置的适应度进行比较,当个体位置的适应度大于食品位置的适应度时,将该个体位置作为食品源位置。

步骤 7:达到最大迭代次数输出最佳参数,否则转到步骤 4。

步骤 8:建立改进的 SSA-XGBoost 模型,对测试集进行测试,输出测试结果。

改进 SSA-XGBoost 模型的鸡蛋品质检测流程如图 2 所示。

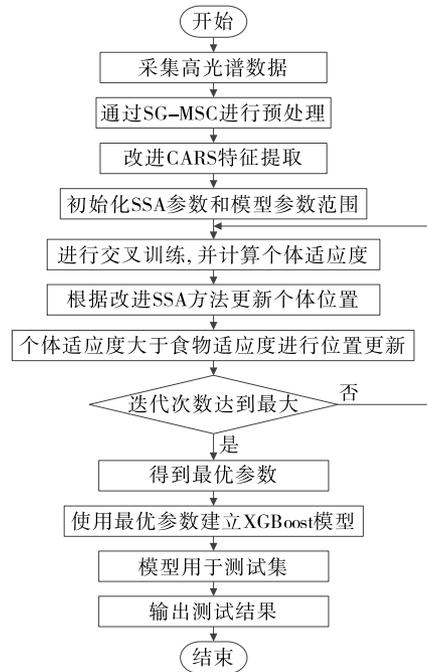


图 2 鸡蛋品质检测流程

Figure 2 Egg quality testing process

3 鸡蛋品质检测试验

3.1 参数设置

为验证所提检测方法的性能,以鸡蛋为研究对象,试验样品为某养鸡场日产新鲜海蓝褐壳鸡蛋,2 000 枚,室温 25℃、湿度 55% 下保存,分别于贮藏第 0, 5, 10, 15, 20,

25, 30, 35, 40, 45 天随机选择 200 枚鸡蛋进行检测, 测得 S-蛋白含量范围为 10.00%~95.00%。根据 GB/T 39438—2020 和 GB 2749—2015 将鸡蛋品质分为 3 个等级: S-白蛋白含量 < 30% 为 1 级, 30%~70% 为 2 级, > 70% 为 3 级。随着贮藏时间的延长, 鸡蛋样品中 S-白蛋白含量逐渐上升, 鸡蛋品质逐渐下降。根据文献[20]的方法测定鸡蛋 S-白蛋白含量, 多次测定取平均值。将数据集按 7:1:2 划分为训练集、试验集和测试集。算法参数见表 1。

表 1 算法参数

Table 1 Algorithm parameters

参数	数值
最小分裂增益	[0, 1]
L1 正则项参数	[0, 1]
L2 正则项参数	[0, 1]
样本采样率	[0.1, 1]
特征采样率	[0.1, 1]

试验选取决定系数、均方根误差和平均检测时间 3 个指标对模型性能进行评估, 平均检测时间为采集高光谱图像的平均检测时间, 并分别按式(9)~式(13)进行计算。

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_c} (y_i - y_i')^2}{\sum_{i=1}^{N_c} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (9)$$

$$R_{cv}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_{cv}} (y_i - y_i')^2}{\sum_{i=1}^{N_{cv}} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (10)$$

$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_p} (y_i - y_i')^2}{\sum_{i=1}^{N_p} (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (11)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} (y_i - y_i')^2}, \quad (12)$$

$$RMSECV = \sqrt{\frac{1}{N_{cv}} \sum_{i=1}^{N_{cv}} (y_i - y_i')^2}, \quad (13)$$

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (y_i - y_i')^2}, \quad (14)$$

$$t = \frac{T_p}{N_p}, \quad (15)$$

式中:

RMSEC、RMSECV、RMSEP——训练、验证和测试集均方根误差;

R_c^2 、 R_{cv}^2 、 R_p^2 ——训练、验证和测试集决定系数;

y_i 、 \hat{y}_i 、 \bar{y}_i ——鸡蛋品质检测实际值、预测值和均值, %;

N_c 、 N_{cv} 、 N_p ——训练、验证和测试集样本数;

T_p ——测试集检测时间, s。

3.2 结果分析

为了验证所提 SG-MSVC 预处理方法的优越性, 将试验方法与 SG、MSC 方法进行对比, 并分别建立 SSA-XGBoost 模型, 不同预处理方法的检测结果如表 2 所示。

表 2 不同预处理方法的检测结果

Table 2 Different preprocessing methods for detecting results

预处理方法	RMSEC	RMSECV	RMSEP	R_c^2	R_{cv}^2	R_p^2
SG	6.978	7.523	8.124	0.846	0.821	0.792
MSC	5.125	5.763	6.141	0.902	0.875	0.855
试验方法	3.135	3.752	4.258	0.968	0.950	0.942

由表 2 可知, 与 SG 和 MSC 预处理方法相比, 试验使用的 SG-MSVC 预处理方法在高光谱数据处理中表现最好。试验结合 SG 和 MSC 预处理方法可以消除光谱信号中由光散射引起的噪声和光谱变化。与 SG、MSC 方法相比, 试验所提预处理方法的 R_c^2 分别提高了 14.42%, 7.32%, R_{cv}^2 分别提高了 15.71%, 8.57%, R_p^2 分别提高了 18.95%, 10.18%; RMSEC 分别下降了 55.07%, 38.83%, RMSECV 分别下降了 50.13%, 34.90%, RMSEP 分别下降了 47.59%, 30.66%, 证明了试验所提 SG-MSVC 预处理方法的优越性。

为了验证改进 CARS 方法在试验方法中用于特征波长选择的优越性, 将其无特征波长提取与 CARS 特征波长选择方法进行了比较。利用试验方法建立改进的 SSA-XGBoost 模型, 不同特征波长选择的检测结果见表 3。

表 3 不同特征波长选择的检测结果

Table 3 Detection results of different feature wavelength selections

特征波长选取方法	RMSEC	RMSECV	RMSEP	R_c^2	R_{cv}^2	R_p^2	特征波长数量
无	8.511	10.529	13.026	0.792	0.704	0.643	449
CARS	5.511	5.852	6.378	0.911	0.901	0.868	14
试验方法	3.135	3.752	4.258	0.968	0.950	0.942	10

由表3可知,试验采用的特征波长选择方法具有最优的性能,不同数据集决定系数和均方根误差明显降低。相比于全光谱和 CARS,试验方法的 R_c^2 分别提高了 22.22%, 6.26%, R_{cv}^2 分别提高了 34.94%, 5.44%, R_p^2 分别提高了 46.50%, 8.53%; RMSEC 分别降低了 63.17%, 35.89%, RMSECV 分别降低了 50.13%, 32.34%, RMSEP 分别降低了 63.31%, 33.24%, 说明了试验所提改进 CARS 特征波长选择方法的优越性。

为了验证试验所提改进 SSA-XGBoost 模型的优越性,与优化前的 SSA-XGBoost 模型和 XGBoost 模型进行对比,通过试验数据集对各模型进行训练后,用于试验方法的测试集,不同模型 S-卵白蛋白含量曲线如图3所示,不同模型的检测结果见表4。

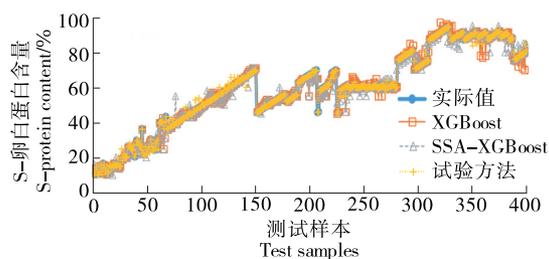


图3 不同模型的S-卵白蛋白含量曲线

Figure 3 S-ovalbumin content curves of different models

表4 不同模型检测结果

Table 4 Different model detection results

模型	R_p^2	RMSEP	平均检测时间/s
XGBoost	0.922	5.102	0.034
SSA-XGBoost	0.931	4.855	0.041
试验方法	0.942	4.258	0.032

由图3和表4可知,相比于优化前,经过改进 SSA 优化的 XGBoost 模型在一定程度上提高了预测精度和平均检测时间。与 XGBoost 模型和 SSA-XGBoost 模型相比,试验方法的 R_p^2 提高了 2.17%, 1.18%, RMSEP 降低了 16.54%, 12.30%, 平均检测时间分别降低了 5.88%, 21.95%。这是因为试验方法经过改进 SSA 优化后具有较高的优化精度和更强的避免陷入局部最优的能力,在鸡蛋品质(S-卵白蛋白含量)检测中具有较好的性能。

4 结论

基于高光谱检测技术,结合 SG-MS-C 预处理方法和改进的 CARS 特征波长筛选方法,提出了一种改进樽海鞘群算法-XGBoost 的鸡蛋品质检测模型。结果表明,试验方法可实现鸡蛋品质的快速、准确、非破坏性检测。与 XGBoost 模型和樽海鞘群算法-XGBoost 模型相比,试验

方法在多个性能指标中具有最佳性能,确定系数为 0.942,均方误差为 4.258%,平均检测时间为 0.032 s。试验仅对鸡蛋品质指标 S-卵白蛋白含量进行了检测,后续可以结合鸡蛋中各营养成分含量进一步完善整个检测体系。

参考文献

- [1] 杨欣红,唐兴萍,杨正明,等. 多光谱技术在食品无损检测中的应用进展[J]. 食品工业科技, 2024, 45(8): 350-357.
YANG H X, TANG X P, YANG Z M, et al. The application progress of multispectral technology in non-destructive testing of food[J]. Food Industry Technology, 2024, 45(8): 350-357.
- [2] 王明,于金莹,胡雁翔,等. 无损检测技术在鸡蛋品质检测中的应用研究进展[J]. 食品科技, 2021, 46(4): 268-172.
WANG M, YU J Y, HU Y X, et al. Research progress on the application of non-destructive testing technology in egg quality testing[J]. Food Technology, 2021, 46(4): 268-172.
- [3] 殷坤,刘金明,张东杰,等. 基于近红外光谱的大米蛋白质含量快速检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(5): 82-88, 175.
YIN K, LIN J M, ZHANG D J, et al. Rapid detection of rice protein content based on near-infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2021, 37(5): 82-88, 175.
- [4] 王朝辉,赵层,赵倩,等. 基于高光谱成像的大米中蛋白质含量的可视化研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(6): 124-129.
WANG C H, ZHAO C, ZHAO Q, et al. Visualization of protein content in rice based on hyperspectral imaging[J]. Food Research and Development, 2020, 41(6): 124-129.
- [5] 黄蕾,韦紫玉. 基于近红外光谱分析技术的大米水分含量快速检测研究[J]. 农产品加工, 2022(13): 70-73.
HUANG L, WEI Z Y. Research on rapid detection of rice moisture content based on near-infrared spectroscopy analysis technology[J]. Agricultural Product Processing, 2022 (13): 70-73.
- [6] 赵楠,刘强,魏康丽,等. 基于近红外高光谱成像技术的鸡蛋污染过程中菌落总数可视化研究[J]. 南京农业大学学报, 2019, 42(3): 543-550.
ZHAO N, LIU Q, WEI K L, et al. Visualization of total bacterial count in egg contamination process based on near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2019, 42(3): 543-550.
- [7] 张琛,栾东磊,赵英才,等. 基于高光谱成像技术快速检测鸡蛋中二十二碳六烯酸与虾青素含量[J]. 食品安全质量检测学报, 2020, 21(11): 8 010-8 020.
ZHANG C, LUAN D L, ZHAO Y C, et al. Rapid detection of docosahexaenoic acid and astaxanthin content in eggs based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Safety

- and Quality, 2020, 21(11): 8 010-8 020.
- [8] 段宇飞, 王巧华. 基于特征选择与特征提取融合的鸡蛋新鲜度光谱快速检测模型优化[J]. 食品科学, 2020, 41(12): 273-278.
DUAN Y F, WANG Q H. Optimization of a fast detection model for egg freshness spectral detection based on the fusion of feature selection and feature extraction[J]. Food Science, 2020, 41(12): 273-278.
- [9] 谭航彬, 姜丽, 金尚忠, 等. 基于拉曼光谱的鸡蛋新鲜度检测及分类方法[J]. 中国计量大学学报, 2022, 33(2): 181-188, 203.
TAN H B, JIANG L, JIN S Z, et al. A method for detecting and classifying the freshness of eggs based on Raman spectroscopy [J]. Journal of China University of Metrology, 2022, 33(2): 181-188, 203.
- [10] 尚静, 孟庆龙, 黄人帅, 等. 光纤光谱技术对猕猴桃品质及成熟度的无损检测[J]. 光学精密工程, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
SHANG J, MENG Q L, HUANG R S, et al. Non destructive testing of kiwifruit quality and maturity using fiber optic spectroscopy technology[J]. Optical Precision Engineering, 2021, 29(5): 1 190-1 198.
- [11] 姜凤利, 杨磊, 田有文, 等. 基于高光谱成像的软枣猕猴桃 SSC 检测研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2023, 54(3): 318-326.
JIANG F L, YANG L, TIAN Y W, et al. Research on SSC detection of soft jujube kiwifruit based on hyperspectral imaging[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(3): 318-326.
- [12] 林家豪, 张元泽, 梁千月, 等. 基于视触觉与深度学习的猕猴桃无损硬度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 390-398.
LIN J H, ZHANG Y Z, LIANG Q Y, et al. A non-destructive hardness testing method for kiwifruit based on visual touch and deep learning[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 390-398.
- [13] 姚坤杉, 孙俊, 陈晨, 等. 基于高光谱技术的三七不同部位粉末的无损鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(7): 2 027-2 031.
YAO K S, SUN J, CHEN C, et al. Non destructive identification of powders from different parts of Panax notoginseng based on hyperspectral technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(7): 2 027-2 031.
- [14] 马冬菁, 刘怡菲, 王宇, 等. 丹东地区 4 种软枣猕猴桃果实中多糖特性研究[J]. 辽宁林业科技, 2020(1): 11-13, 45.
MA D J, LIU Y F, WANG Y, et al. A study on the polysaccharide characteristics of four kinds of soft date kiwifruit fruits in Dandong region[J]. Liaoning Forestry Technology, 2020(1): 11-13, 45.
- [15] 孙兴盛, 顾思彤, 蒋海峰, 等. 软枣猕猴桃后熟过程中生理及品质变化规律[J]. 包装工程, 2021, 42(5): 45-54.
SUN X S, GU S T, JIANG H F, et al. Physiological and quality changes during the ripening process of kiwifruit with soft dates [J]. Packaging Engineering, 2021, 42(5): 45-54.
- [16] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
WANG L Y, ZHANG Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved lenet-5[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.
- [17] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145, 181.
YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Defect detection of jujube based on convolutional neural network of net in net[J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- [20] 付丹丹, 王巧华, 高升, 等. 不同品种鸡蛋贮期 S-卵白蛋白含量分析及其可见/近红外光谱无损检测模型研究[J]. 分析化学, 2020, 48(2): 289-296.
FU D D, WANG Q H, GAO S, et al. Analysis of S-protein content in different types of eggs during storage and study of visible/near-infrared spectroscopy non-destructive detection models[J]. Analytical Chemistry, 2020, 48(2): 289-296.
- [11] 尹红娜, 郑纯宇, 张亚勋, 等. 河南省小麦和小麦粉中铝本底调查研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2020(23): 8 906-8 911.
YIN H N, ZHENG C Y, ZHANG Y X, et al. Investigation of aluminum background in wheat and wheat flour in Henan province[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2020(23): 8 906-8 911.
- [11] 戴煜. 番薯淀粉中铝含量测定及减控方法研究[J]. 食品安全导刊, 2023(32): 39-41.
DAI Y. Study on the determination and reduction control methods of aluminum content in sweet potato starch[J]. China Food Safety Magazine, 2023(32): 39-41.

(上接第 15 页)

- [8] 霍玉发, 周丽娟, 孙宁. 2014 年 150 份面制品和淀粉类食品中铝元素残留量调查[J]. 中国卫生产业, 2015(20): 107-109.
HUO Y F, ZHOU L J, SUN N. 150 flour and starch food aluminum residue investigation in 2014[J]. China Health Industry, 2015(20): 107-109.
- [9] 尹玉云. 河南省淀粉及淀粉制品抽检监测情况及问题分析[J]. 现代食品, 2019(12): 192-196.
YIN Y Y. Inspection and monitoring of starch and starch products and analysis of problems in Henan Province[J]. Modern Food, 2019(12): 192-196.