

基于多模型特征融合技术的皮蛋凝胶品质分级方法

汤文权¹ 王巧华^{1,2} 杨 丞¹ 张 浩¹ 范 维^{1,3}

(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. 国家蛋品加工技术研发分中心, 武汉 430070)

摘要: 为了解决工厂在皮蛋凝胶品质分级时存在的成本高、主观性强等问题,设计了一种适用于可见/近红外光谱数据的多模型特征融合分类模型。使用 CARS(Competitive adaptive reweighted sampling)算法提取皮蛋可见/近红外光谱的特征波段;设计了一维高效通道注意力(One-dimensional efficient channel attention, ECA_1D)模块,并添加在所建立 1DCNN 模型中得到了 1DCNN_ECA 模型,提取光谱的卷积特征;在 LSTM 网络中引入自注意力(Self attention)模块建立了 LSTM_Self 模型,来捕捉光谱序列的长期依赖关系;融合 CARS 算法、1DCNN_ECA 模型和 LSTM_Self 模型所提取的特征建立了特征融合模型 TripleFusion 模型,其分级准确率可达 95.0%。研究结果表明多模型特征融合方式可以弥补单模型在特征提取能力上的不足,大幅提升模型的分类准确率,解决了皮蛋凝胶品质分选难题,丰富了可见/近红外光谱数据的分析和建模方法。

关键词: 皮蛋;凝胶品质分级;可见/近红外光谱;多模型;特征融合

中图分类号: TS253.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)03-0377-10

OSID:



Quality Grading Method of Preserved Egg Gel Based on Multi-model Feature Fusion Technology

TANG Wenquan¹ WANG Qiaohua^{1,2} YANG Zheng¹ ZHANG Hao¹ FAN Wei^{1,3}

(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. National Egg Processing Technology Research and Development Branch Center, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming to address the issues of high cost and subjectivity in the industrial grading of preserved egg gel quality, a multi-model feature fusion classification framework tailored for visible/near-infrared spectral data was proposed. Firstly, key spectral wavelengths were extracted by using the competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm, and a support vector machine (SVM) model was built, achieving a classification accuracy of 90.8%. Secondly, a one-dimensional efficient channel attention module (ECA_1D) was designed and integrated into a residual-connected one-dimensional convolutional neural network (1DCNN), resulting in the 1DCNN_ECA model, which achieved an accuracy of 92.8% by extracting deep spectral features. Additionally, a long short-term memory (LSTM) network was enhanced with a self-attention mechanism to construct the LSTM_Self model, effectively capturing long-range dependencies in spectral data and reaching an accuracy of 92.1%. These three feature representations, derived from the CARS algorithm, the 1DCNN_ECA model, and the LSTM_Self model, were further fused to develop the TripleFusion model, which achieved a grading accuracy of 95.0%, outperforming all dual-model fusion configurations. The results demonstrated that multi-model feature fusion can compensate for the limitations of individual models in feature representation, significantly improving classification performance. This work can effectively address the challenge of non-destructive grading of preserved egg gel quality and provide a novel and robust approach for visible/near-infrared spectral data analysis and modeling.

Key words: preserved egg; gel quality grading; visible/near-infrared spectroscopy; multi-model; feature fusion

收稿日期: 2024-12-30 修回日期: 2025-04-23

基金项目: 国家自然科学基金项目面上项目(32072302)、湖北省重点研发计划项目(2023BBB036)和重庆市技术创新与应用发展专项乡村振兴(对口帮扶)项目(CSTB2023TIAD-ZXX0011)

作者简介: 汤文权(1997—),男,博士生,主要从事农产品无损检测和深度学习算法研究,E-mail: 349346946@qq.com

通信作者: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农畜产品无损检测技术及装备研究,E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

0 引言

凝胶品质是衡量皮蛋优劣的关键指标:凝胶品质好的皮蛋(Premium gel preserved egg, PGP egg)蛋清弹性好、不粘壳、口感佳;凝胶品质差的皮蛋(Inferior gel preserved egg, IGP egg)则蛋清松散、粘壳严重、口感差。目前工厂多依赖经验工人通过敲击或抛掷感知蛋内振颤进行分选,但此法主观性强、准确性低。为降低人工成本并提升分选精度,亟需开发智能化的皮蛋凝胶品质检测装置。

目前鸡蛋内部品质的检测主要采用机器视觉与光谱技术。机器视觉可捕捉丰富的形状与纹理信息,已广泛用于鸡蛋新鲜度分级^[1-2]和血斑检测^[3]。然而,由于皮蛋透光性差,其透射图像所含信息有限,限制了机器视觉在凝胶品质检测中的应用效果^[4]。相较之下,光谱技术凭借其对化学组成与结构的深层解析能力,已在鸡蛋新鲜度与成分检测中展现出卓越性能^[5]。文献[6]利用便携式可见/近红外传感器成功实现鸡蛋新鲜度的分类,文献[7-8]基于拉曼与近红外光谱构建新鲜度预测模型,文献[9]进一步实现了对S-卵清蛋白的含量预测,文献[10]则利用多光谱融合预测蛋黄胆固醇含量。这些研究充分展示了光谱技术在禽蛋品质与化学成分分析领域的强大潜力与广阔应用前景。

光谱方法已应用于凝胶弹性、成熟度与含水率等指标的预测^[11-13],且研究表明皮蛋凝胶品质在傅里叶近红外波段存在可辨差异^[14]。然而,现有研究多依赖体积庞大、成本高昂的高光谱或傅里叶近红外光谱设备,难以推广应用。腌制过程使皮蛋蛋壳变薄变脆,传统物理敲击检测易造成破损,开发非接触式无损检测方法非常必要。文献[15]对便携式可见/近红外光谱仪和红外相机的数据进行融合,解决了皮蛋溏心沙心分选难题,证明了便携式可见/近红外光谱仪在皮蛋内部品质检测中的有效性,为研发高效、便携、非接触式的皮蛋凝胶品质无损检测技术提供了可行的方向。

多模型特征融合技术通过将来自多个不同模型所提取的特征进行融合,充分发挥不同模型的优势,来提高模型的特征提取能力,进而实现模型的性能和鲁棒性提升。文献[16]基于决策层融合将偏最小二乘(Partial least squares, PLS)和极限学习融合,解决了单一模型对近红外光谱数据的分类能力有限的问题。为了更加全面地提取数据的关键特征,提升模型的分类能力,本文基于深度学习和多模型特征融合技术挖掘可见/近红外光谱数据的关键特征,将采集到的皮蛋可见/近红外光谱数据分别采用特征波长选择算法、一维卷积神经网络(One-dimensional convolutional neural network, 1DCNN)和长短期记忆网络(Long short-term memory network, LSTM)来提取特征,将各种算法所提取的特征通过特征融合的方式建立融合模型,进而解决皮蛋凝胶品质分级难题。

1 材料和方法

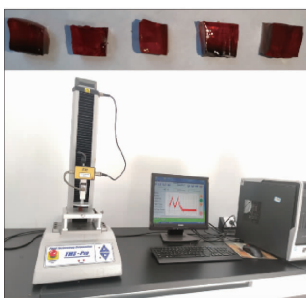
1.1 实验设备和环境

实验中模型运行的硬件设备为:32 GB 内存容量,搭载 AMD Rezen 3600 CPU, NVIDIA RTX1070 GPU;运行环境为:Windows 10(64位)操作系统, Python 3.8.13 编程语言, Pytorch 1.13 深度学习框架, CUDA 版本为 11.3, 开发软件为 Pycharm 2020.1。

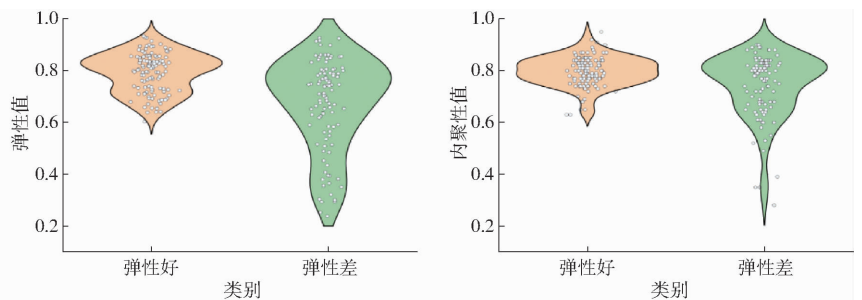
1.2 实验材料

本文所采用的皮蛋均由湖北宇祥畜禽食品有限公司提供,由公司中经验丰富的工人采用敲击皮蛋的方式挑选出品质好的皮蛋 115 枚和品质差的皮蛋 104 枚进行质构实验,测量人工分选结果对实际质构品质的影响。将每枚皮蛋蛋清部分取出,切出一块尺寸约 1 cm × 1 cm × 1 cm 的小方块,放入质构仪测量其弹性和内聚性,测量过程如图 1a 所示。

由图 1b 的测量结果可知,在人工分选之后,凝胶品质好的皮蛋弹性值分布在 0.6 ~ 0.95 之间,内聚性值分布在 0.63 ~ 0.95 之间;而凝胶品



(a) 测量过程



(b) 测量结果

图1 皮蛋质构实验

Fig. 1 Texture test of preserved eggs

质差的皮蛋弹性值散乱分布在 0.2 ~ 0.95 之间,内聚性值散乱分布在 0.25 ~ 0.9 之间;总体上看,人工分选得到的品质好的皮蛋其质构弹性得到了保证。另外选取了人工分选后凝胶品质好的皮蛋和凝胶品质差的皮蛋各 1 010 枚,采集可见/近红外光谱用于建模。

1.3 数据集获取

采用如图 2 所示的装置采集皮蛋的可见/近红外光谱,将皮蛋放置于托板上,恰好位于光源的正上方,托板中间开有小孔可以使光源的光线通过,且皮蛋完全覆盖住小孔。准直透镜位于皮蛋上方采集透射皮蛋的可见/近红外光谱数据。

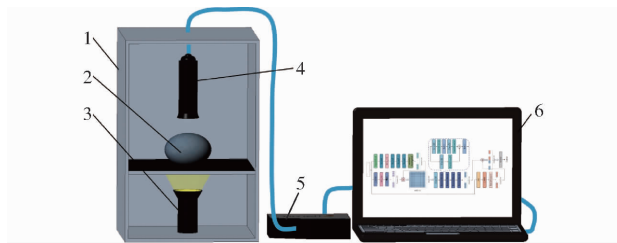


图 2 皮蛋可见/近红外光谱数据采集装置
Fig.2 Visible/near-infrared spectroscopy data acquisition device for preserved eggs

- 1. 暗箱 2. 皮蛋 3. 光源 4. 准直透镜 5. 光谱仪 6. 计算机

共采集了凝胶品质好的皮蛋和凝胶品质差的皮蛋光谱数据各 1 010 条,并将采集到的数据按照比例 6:2:2 随机划分为训练集、验证集和测试集,所采集的光谱数据波段为 450 ~ 1 100 nm,积分时间为 100 ms,其均值和误差带如图 3 所示。

由图 3 可知,皮蛋的吸光度光谱曲线会在 700 nm 和 900 nm 附近出现两个波谷,且凝胶品质不同的两类皮蛋吸光度曲线在这 700 ~ 900 nm 之间形状非常相似,且这一波段区间的误差较大,可能原因是皮蛋蛋壳厚度、蛋壳斑点数量、斑点大小等个体差异,导致皮蛋内容物透射光强度相差较大,给模型的分级带来了一定的困难。从平均光谱上可以粗略看出两类皮蛋的差异主要体现在 450 ~ 700 nm 和 900 ~ 1 100 nm 这两个波段。

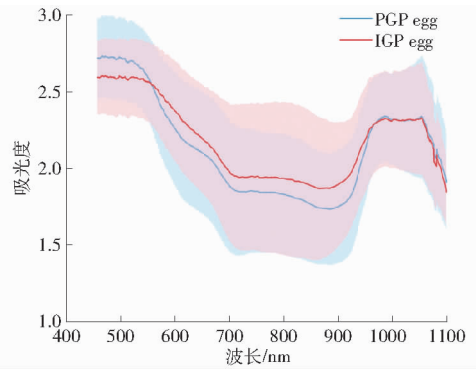


图 3 皮蛋可见/近红外光谱均值与误差带图
Fig.3 Mean and error band plot of preserved egg in visible/near-infrared spectrum

1.4 分类模型构建

1.4.1 SVM 分类模型

受到外部环境、测量条件以及仪器本身等不确定因素的影响,所采集到的光谱数据存在一定的干扰信息,所采集到的原始光谱数据如图 4a 所示。为提高模型的可靠性,改善其稳定性和精度,需进行对采集到的光谱进行预处理。SG 卷积平滑处理法作为最简单且有效的光谱预处理方法之一,可以平滑原始光谱曲线,减少噪声信号干扰,本文采用 SG 平滑作为光谱数据的预处理方法,处理结果如图 4b 所示。

光谱特征波长选择旨在从高维光谱数据中提取具有代表性的特征波长点,既可提升分类精度,降低维度,又能增强模型鲁棒性并揭示物质特性。在传统机器学习中,特征选择对模型效果的提升尤为显著。目前常用的特征选择算法有竞争自适应重加权(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、无信息变量消除(Uninformative variable elimination, UVE)和连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA),其中 CARS 通过消除无效变量并结合交叉验证筛选出对模型最有贡献的波段,在本文数据中提取出了 58 个特征波长点,结果如图 4c 所示。

由图 4c 可知,CARS 算法所选取的特征波长点

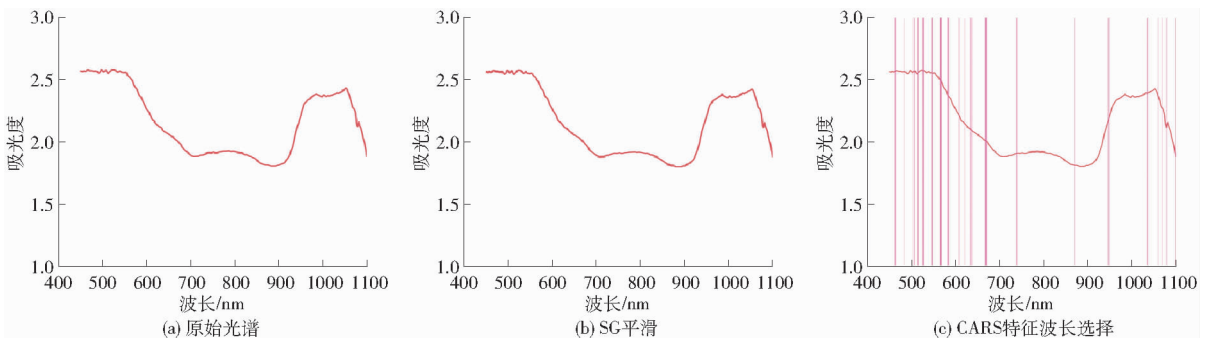


图 4 光谱处理效果

Fig.4 Spectral processing effects

集中在 450 ~ 670 nm 的可见光波段和 1 036 ~ 1 100 nm 的近红外波段,另外在 740、870、950 nm 波长附近选取了少量的特征波长点。皮蛋腌制过程中的美拉德反应,有利于 H_2S 和 NH_3 与腌制液中金属化合物和某些氧化还原活性大的蛋白络合物发生反应,生成各种不同的色素物质,不同凝胶品质的皮蛋所含有的色素物质含量不同,导致了 450 ~ 670 nm 的可见光波段产生了差异。1 036 ~ 1 100 nm 波段可能涉及蛋白质的二硫键和氢键作用,反映蛋白质交联程度及凝胶网络稳定性。740 nm 附近对应 C—H 键的第 3 次泛音振动,与皮蛋脂肪或油脂中的碳氢结构密切相关;870 nm 附近主要与 C—H 键的第 2 次泛音振动相关,对应于芳环结构或碳水化合物中的 C—H 基团;950 nm 附近是 O—H 键的第 3 次泛音振动的典型区域,显著关联于游离水或羟基(—OH)的弱结合状态。因此所选取的特征波长均能在一定程度上反映皮蛋的凝胶品质。

支持向量机(Support vector machine, SVM)在可见/近红外光谱数据的分类领域展现出了显著优势,并被广泛应用于可见/近红外光谱数据的分类场景中^[17-20]。该方法通过将原始数据映射至高维特征空间,并在该空间中构建最优超平面,以实现高效且准确的分类。本文在光谱特征波长选择后,采用了 SVM 作为分类模型。

1.4.2 一维卷积分类模型

近年来,1DCNN 因其强大的特征提取能力,广泛应用于光谱数据分析。研究表明,1DCNN 模型分类任务中表现优于人工神经网络(Artificial neural networks, ANN)、SVM 和 k 近邻(K-nearest neighbor, KNN)这些传统方法^[21],展现出其在可见/近红外光谱分析中的巨大潜力^[22]。1DCNN 通过一维卷积与池化操作可有效提取光谱数据的局部与全局特征,适用于序列数据分析。残差神经网络(Residual network, ResNet)通过引入残差连接,缓解了深层网络中的梯度消失与爆炸问题,具备强大的特征提取

与分类能力^[23]。ResNet 作为最成功的卷积神经网络架构之一,被广泛应用于光谱数据分析与农产品品质检测^[24-25],研究表明,经过优化设计的模型检测效果更优^[26]。

高效通道注意力机制(Efficient channel attention, ECA)通过构建通道间交互,有效捕捉相邻通道关系,使其在提升模型性能的同时计算量显著降低。本文将 ECA 改为适用于一维数据的 ECA_1D 模块,并引入至所构建模型中,以增强其特征提取能力与整体性能。ECA_1D 的工作原理如图 5 所示:首先,将输入特征图 X 通过全局平均池化(Global average pooling, GAP),得到 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量 w_1 ,实现全局上下文信息融合;然后计算自适应卷积核 k 的大小,经过卷积核大小为 k 的一维卷积得到一个通道权重向量 w_2 ;再经过 Sigmoid 激活函数将权重向量 w_2 映射在 $0 \sim 1$ 之间得到 w_3 ;最后,将 w_3 与输入特征图 X 相乘,获得加权后的特征图 X' 。

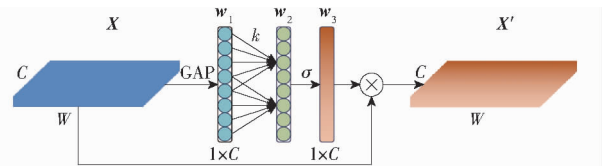


图 5 ECA_1D 模块示意图

Fig. 5 Schematic of ECA_1D module

为了实现一维光谱数据的特征提取和分类,采用一维卷积参照 ResNet 的结构设计了如图 6 所示的 1DCNN_ECA 模型,采用一维卷积来建立一维残差模块,通过 ResNet_1D Block 和一维卷积的堆叠,实现光谱特征提取和分类。相较于 ResNet 网络,1DCNN_ECA 模型中 ResNet_1D Block 的堆叠比例为 3:3:9:3,在输入模块和 ResNet_1D Block 中未使用 batchnorm 模块,同时未构建用于升维的残差模块,而是通过一维卷积实现特征层升维。模型的输入为 $1 \times 1 472$ 的一维光谱数据,经过 Input Block 中的一维卷积升维将其形状变为 16×736 ,经过 Layer 1 最

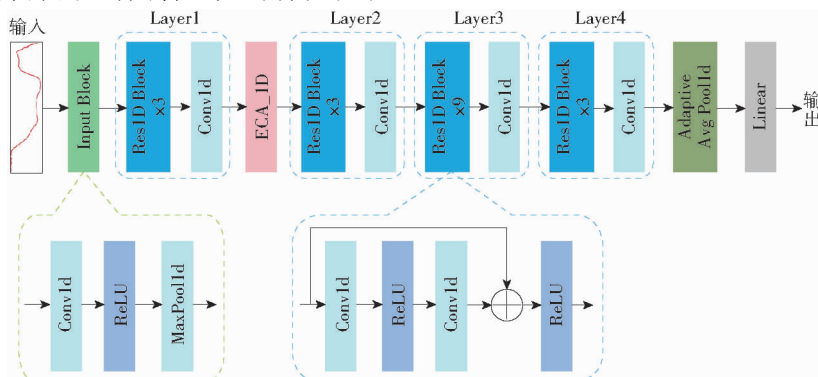


图 6 1DCNN_ECA 模型结构图

Fig. 6 Structure of 1DCNN_ECA model

后面的 Conv1d 形状变为 32×368 , 经过 1 个 ECA_1D 模块后再经过 Layer 2 形状为 64×184 , 经 Layer 3 形状为 128×92 , 经 Layer 4 形状为 256×46 , 经过 Adaptive Avg Pool1d 形状为 512×1 , 最后经过一个线性层实现分类, 经检验, 此设计有较强的分类和特征提取能力。

1.4.3 LSTM 分类模型

LSTM 通过引入记忆单元和门控机制, 有效缓解了长序列训练中的梯度消失与爆炸问题, 相较传

统 RNN 在时间序列预测中表现更优。其结构有助于捕捉光谱数据中波段间的依赖关系。LSTM 所包含记忆单元有利于捕捉光谱数据前后波段之间的依赖关系, 已被广泛应用于光谱数据分析中^[27-28]。在 LSTM 中每个单元的输入变量有: 前一个单元的状态 c_{t-1} 、前一个单元的输出 h_{t-1} 、当前单元的输入 x_t ; 输出变量有: 当前输出 h_t 及当前状态 c_t 。LSTM 通过输入门、遗忘门和输出门来维持和更新神经网络中细胞的状态, 如图 7 所示。

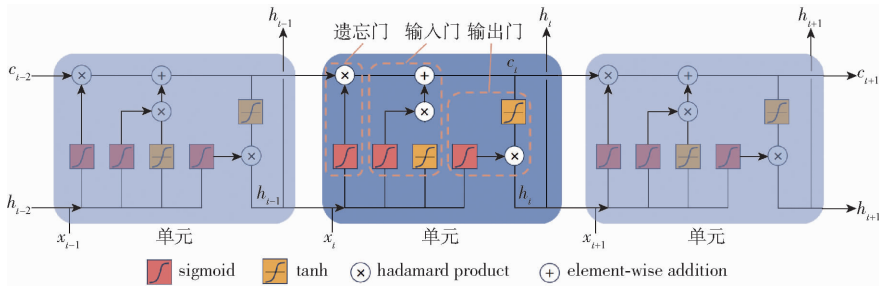


图 7 LSTM 网络结构图

Fig. 7 Structure of LSTM

自注意力机制 (Self attention) 通过计算序列中各元素间的相关性, 动态调整其表示, 有效捕捉长距离依赖关系, 广泛应用于自然语言处理和图像领域, 显著提升模型性能。为增强特征提取能力并优化皮蛋凝胶品质分级效果, 构建了两个具有 256 个单元的 LSTM 层, 并在这两个 LSTM 层之间引入自注意力机制, 构建了 LSTM_Self 模型, 其结构如图 8 所示。

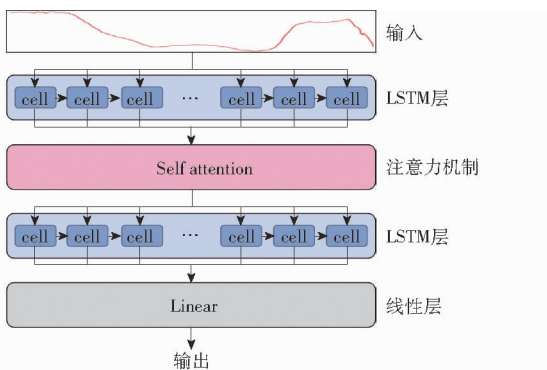


图 8 LSTM_Self 模型结构图

Fig. 8 Structure of LSTM_Self model

1.4.4 特征融合模型

目前常用的两一维特征矩阵融合方式包括拼接 (Concatenate, Cat)、相加 (Addition, Add) 与外积 (Outer product, OP): Cat 将两个矩阵首尾拼接, 增强特征多样性且不要求维度一致 (见图 9a); Add 通过元素相加生成相同维度的新特征, 突出特征协同但信息量略减, 需维度一致 (见图 9b); OP 先对第二矩阵转置, 再与第一矩阵外积生成二维矩阵, 捕捉高阶特征关系但计算成本更高 (见图 9c)。考虑本文采

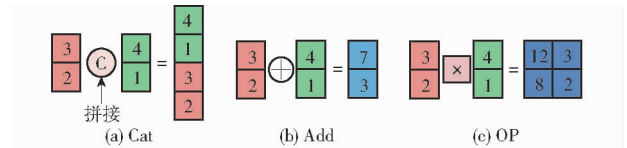


图 9 特征融合方式

Fig. 9 Feature fusion method

用轻量卷积模型, OP 增加的计算量在可接受范围内。

本文设计了如图 10 所示的模型来实现 CARS 算法、1DCNN_ECA 模型、LSTM_Self 模型各自所提特征的融合, 将所建立的 1DCNN_ECA 模型、LSTM_Self 模型的最后一个线性分类层去掉, 直接获取两个模型的特征提取部分, 并将各自提取到的两组一维特征矩阵通过 OP 融合的方式得到一个二维特征矩阵, 再经过二维卷积层和多个残差模块进一步提取融合后的特征, 随后, 将所提取的关键特征与 CARS 算法所提取的光谱特征采用 Cat 方式进行融合, 最后经过分类模块实现凝胶品质的分级。

所采用的融合方法为: 将特征提取层得到两组 256 个特征数据组成的一维向量通过 OP 融合的方式得到一个 $1 \times 256 \times 256$ 的特征矩阵, 特征矩阵通过一个 1DCNN 将矩阵形状变为 $16 \times 128 \times 128$, 经过 4 个具有下采样功能的残差模块进行融合和进一步提取关键特征, 其形状转变为 $256 \times 8 \times 8$, 经过全局平均池化提取出融合后的 256 个关键特征, 再与 CARS 算法提取的 51 个光谱特征拼接为 307 个特征, 最后经过一个线性层来实现分类。

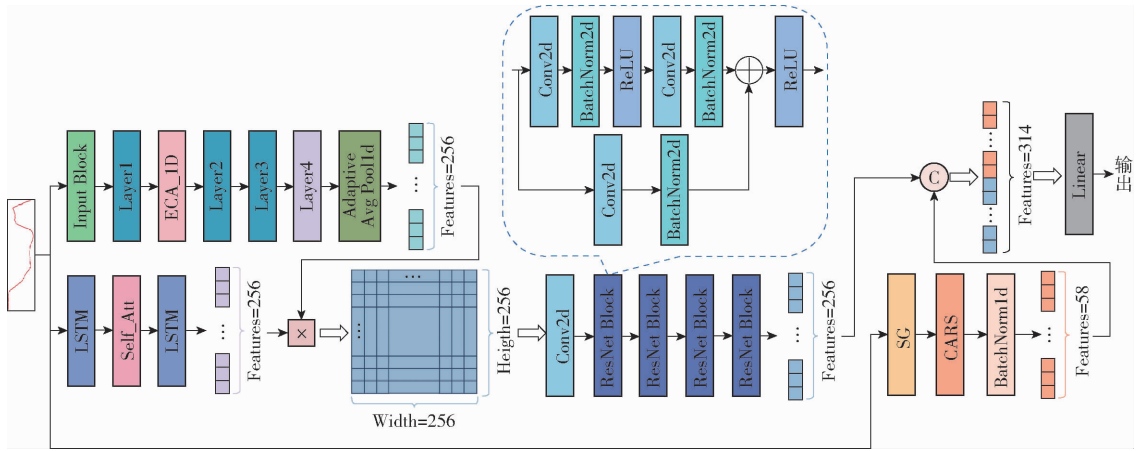


图 10 多模型特征融合模型结构

Fig. 10 Structure of multi-model feature fusion model

1.5 模型的评价指标

准确率可以用来评估二分类问题或多分类问题中所有类别的分类准确性,也是分类模型中最常用的评价指标,但它也有一些局限,不能评价模型对每一类样本的分类性能。为了更全面地评估分类模型的性能,采用了准确率来评价模型的整体性能,召回率、精准率和 F1 值来评价模型对每一类样本的分类性能。

2 结果与对比

2.1 特征选择算法对比

为了找到最合适的特征波长选择算法,采用了 CARS、UVE、SPA 这 3 种最常见的特征波长选择算法进行对比,并分别建立了线性 (Linear) 分类模型和 SVM 分类模型,特征波长选择及分类效果如表 1 所示。

表 1 特征波长选择算法分类结果

Tab.1 Classification results of feature wavelength selection algorithm

模型	特征选择 算法	波长点 数量	召回率/%		精准率/%		F1 值/%		准确率/ %
			PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	
SVM	—	1 472	90.1	90.6	90.5	90.1	90.3	90.4	90.3
	CARS	58	90.1	91.6	91.5	90.2	90.8	90.9	90.8
	UVE	128	89.1	90.6	90.5	89.3	89.8	89.9	89.9
	SPA	100	88.6	85.6	86.1	88.3	87.3	86.9	87.1
Linear	—	1 472	77.7	87.1	85.8	79.6	81.6	83.2	82.4
	CARS	58	85.1	88.1	87.8	85.6	86.4	86.8	86.6
	UVE	128	82.7	86.6	86.1	83.3	84.3	85.0	84.7
	SPA	100	79.2	86.6	85.6	80.6	82.3	83.5	82.9

由表 1 可知,总体上 SVM 的分类效果好于 Linear 模型,对于 SVM 模型,增加特征波长选择算法均不能提升其分类效果,但是 CARS 作为这 3 种算法中最有效的一种,其可以在提升模型准确率的情况下,将波长点数量由 1 472 大幅减少为 58,UVE 算法和 SPA 算法均会小幅降低模型的准确率,同时所提取的特征波长点数相较于 CARS 更多;对于 Linear 模型,所采用的特征波长选择算法均能提升模型的准确率,其中 CARS 算法对准确率的提升最明显。

2.2 1DCNN 注意力机制对比

目前针对图像数据的二维卷积注意力机制已经有了很多,其中较为常见的有 SE^[29]、EfficientSE^[30]、CBAM^[31]、ECA^[32] 这 4 种,为了验证其在一维卷积

中的作用效果,本文将其修改为适用于一维卷积神经网络的注意力机制,并分别添加到所建立的一维卷积神经网络中,得到了 1DCNN_SE、1DCNN_EfficientSE、1DCNN_CBAM、1DCNN_ECA 这 4 个模型,未添加任何注意力机制的初始模型为 1DCNN,各模型的检测效果如表 2 所示。

由表 2 可知,将二维卷积中的注意力机制修改为一维卷积注意力机制,同样能提升一维卷积神经网络的性能,对于本文所建立的一维卷积神经网络来说,ECA_1D 模块对模型性能的提升最明显,其模型检测准确率为 92.8%,SE_1D 模块和 CBAM_1D 模块也都对模型性能有一定的提升作用,而 EfficientSE_1D 模块对模型性能的提升几乎没有作用。

表 2 不同注意力机制对 1DCNN 模型的作用效果

Tab.2 Effects of different attention mechanisms on 1DCNN model

%

模型	召回率		精准率		F1 值		准确率
	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	
1DCNN	89.6	92.1	91.9	89.9	90.7	91.0	90.8
1DCNN_SE	90.6	92.6	92.4	90.8	91.5	91.7	91.6
1DCNN_EfficientSE	87.1	94.6	94.1	88.0	90.5	91.2	90.8
1DCNN_CBAM	93.6	90.1	90.4	93.3	92.0	91.7	91.8
1DCNN_ECA	94.6	91.1	91.4	94.4	92.9	92.7	92.8

2.3 LSTM 注意力机制对比

为了进一步提升模型的特征提取能力和识别效果,选取了 Local Attention、Global Attention、Graph Attention、MultiHead Attention、Self Attention 这 5 种注意力机制模块添加到所建立 LSTM 模型中,分别

得到了 LSTM_Local、LSTM_Global、LSTM_Graph、LSTM_MultiHead、LSTM_Self 这 5 个模型,未添加任何注意力机制的原始模型为 LSTM,各模型的检测效果如表 3 所示。

由表 3 可知,所采用的这 5 种注意力机制模块

表 3 不同注意力机制对 LSTM 模型的作用效果

Tab.3 Effects of different attention mechanisms on LSTM model

%

模型	召回率		精准率		F1 值		准确率
	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	
LSTM	90.1	90.6	90.5	90.1	90.3	90.4	90.3
LSTM_Local	88.6	93.1	92.7	89.1	90.6	91.0	90.8
LSTM_Global	92.6	90.1	90.3	92.4	91.4	91.2	91.3
LSTM_Graph	89.6	93.6	93.3	90.0	91.4	91.7	91.6
LSTM_MultiHead	91.1	92.6	92.5	91.2	91.8	91.9	91.8
LSTM_Self	90.1	94.1	93.8	90.5	91.9	92.2	92.1

对 LSTM 模型的性能有提升效果,其中 Self Attention 模块对模型性能的提升效果最显著,其检测准确率为 92.1%,相较于原始模型提升了 1.8 个百分点;MultiHead Attention 次之,相较于原始模型提升了 1.5 个百分点;Graph Attention 和 Global Attention 对模型性能的提升也有不错的效果,分别提升了 1.3、1 个百分点;Local Attention 对模型性能的提升效果最不显著,仅提升了 0.5 个百分点。

2.4 特征融合对比

为了确定最合适的特征融合方式,分别将

1DCNN_ECA 提取的特征与 CARS 提取的特征进行融合得到了 DualFusion1 模型,将 LSTM_Self 提取的特征与 CARS 提取的特征进行融合得到了 DualFusion2 模型,将 1DCNN_ECA 提取的特征与 LSTM_Self 提取的特征进行融合得到了 DualFusion3 模型,将 1DCNN_ECA 提取的特征、LSTM_Self 提取的特征和 CARS 提取的特征进行融合得到了 TripleFusion 模型,不同模型的检测效果对比如表 4 所示。

由表 1~4 可知,3 种单一模型中 1DCNN_ECA

表 4 特征融合模型检测结果

Tab.4 Detection results of feature fusion models

%

模型	召回率		精准率		F1 值		准确率
	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	PGP egg	IGP egg	
DualFusion1	96.0	91.6	91.9	95.9	93.9	93.7	93.8
DualFusion2	91.1	95.5	95.3	91.5	93.2	93.5	93.3
DualFusion3	95.5	93.1	93.2	95.4	94.4	94.2	94.3
TripleFusion	96.5	93.6	93.8	96.4	95.1	95.0	95.0

模型的检测效果最好,LSTM_Self 模型次之,CARS 算法所提取的特征波长点建立的 SVM 模型效果最差。双融合模型(2 种特征提取算法的融合模型)检测效果均好于单一模型,单一模型中效果最好的 2 个模型融合得到的双融合模型 DualFusion3 检测效果也最

好,其准确率为 94.3%,单一模型中最差的两个模型融合得到的 DualFusion2 检测效果也最差,仅有 93.3%。将 1DCNN_ECA 模型、LSTM_Self 模型和 CARS 算法所提取的特征进行融合得到的 TripleFusion 模型检测效果最佳,其准确率为 95.0%。

3 讨论

本研究中构建的多种模型中,融合 1DCNN_ECA 模型、LSTM_Self 模型与 CARS 算法特征的 TripleFusion 模型在皮蛋凝胶品质分级任务中表现最优,准确率达到 95.0%。该结果表明,多模型特征融合显著提升了模型的分级能力。其主要原因在于,不同模型和算法对光谱数据的关注点各异,提取的特征具有互补性和多样性,融合后可提供更丰富、更具判别力的信息表示,从而有效提高模型性能。因此最终选择 TripleFusion 模型作为皮蛋凝胶品质分类模型,来解决皮蛋光谱数据分类问题。

在单一模型对比中,1DCNN_ECA 模型优于其他模型,这可能归因于其深层卷积结构可实现多层次特征提取,从而增强了对复杂非线性关系的建模能力。相比之下,LSTM_Self 模型性能略逊,可能由于 LSTM 对时序性依赖较强,而光谱数据为静态序列,波段顺序未必具有时间相关性,将其视作时序信号可能削弱模型判别力。CARS 算法结合 SVM 模型的表现最差,可能由于其所选特征中仍含有部分冗余波段,而 SVM 缺乏深度特征提取与冗余信息抑制能力,导致整体性能不及深度学习模型。

在双融合模型中,1DCNN_ECA 与 LSTM_Self 特征融合模型效果最优。一方面,该融合采用外积方

式实现深度耦合,显著增强了特征间的交互性;另一方面,这两类深度模型均具备较强的非线性特征提取能力,融合后模型具备更高的判别能力。相比之下,由于 CARS 特征维度与深度模型输出不一致,无法采用深度耦合方式,融合效果有限。

最终融合 3 种特征构建的 TripleFusion 模型性能最佳,其优越性可能源于:在 1DCNN_ECA 与 LSTM_Self 特征外积融合并经二维残差模块强化后,再拼接 CARS 选取的原始光谱特征,使模型在保持深度提取能力的同时,引入了初始波长信息,进一步提升了模型的全局性与准确率。

4 结束语

为解决皮蛋凝胶品质的无损检测与分级问题,本文基于可见/近红外光谱数据,构建了一种多模型特征融合的分类方法。研究表明,所构建的 TripleFusion 模型通过融合 1DCNN_ECA、LSTM_Self 与 CARS 这 3 类特征,综合利用多维度信息,在皮蛋凝胶品质分级任务中达到 95.0% 的准确率,较各单一模型有显著提升,证明了多模型特征融合策略在光谱分析中的有效性。本研究提出的多模型特征融合架构不仅解决了皮蛋凝胶品质分级中的关键问题,也为可见/近红外光谱数据的建模提供了可行的思路,为后续农产品品质无损检测提供了参考价值。

参 考 文 献

- [1] ANGELIA H, BOLO J, ELIOT C, et al. Grade classification of chicken eggs through computer vision[C]//Proceedings of the 2021 10th International Conference on Computing and Pattern Recognition, 2022: 149 - 156.
- [2] 李新成, 赵登鲁, 石红蕾, 等. 基于机器视觉的鸡蛋品质无损检测方法[J]. 食品安全质量检测学报, 2019, 10(2): 489 - 493.
LI Xincheng, ZHAO Denglu, SHI Honglei, et al. Non-destructive testing method of egg quality based on machine vision[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2019, 10(2): 489 - 493. (in Chinese)
- [3] 范维, 胡建超, 王巧华, 等. 基于深度学习的移动端缺陷蛋检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 411 - 420.
FAN Wei, HU Jianchao, WANG Qiaohua, et al. Detection system study of defective egg on mobile devices based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 411 - 420. (in Chinese)
- [4] TANG W, ZHANG H, CHEN H, et al. A non-destructive detection and grading method of the internal quality of preserved eggs based on an improved ConvNext[J]. Foods, 2024, 13(6): 925.
- [5] LOFFREDI E, GRASSI S, ALAMPRESE C. Spectroscopic approaches for non-destructive shell egg quality and freshness evaluation: opportunities and challenges[J]. Food Control, 2021, 129: 108255.
- [6] CRUZ-TIRADO J P, LUCIMAR DA SILVA M M, BARBIN D F. On-line monitoring of egg freshness using a portable NIR spectrometer in tandem with machine learning[J]. Journal of Food Engineering, 2021, 306: 110643.
- [7] LIU Y, REN X, YU H, et al. Non-destructive and online egg freshness assessment from the egg shell based on Raman spectroscopy[J]. Food Control, 2020, 118: 107426.
- [8] 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.
- [9] FU D, WANG Q, MA M, et al. Nondestructive assessment of S-ovalbumin content in egg whites by VIS - NIR spectroscopy[C]//2019 ASABE Annual International Meeting. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2019: 1.
- [10] PUERTAS G, VÁZQUEZ M. UV - VIS - NIR spectroscopy and artificial neural networks for the cholesterol quantification in egg yolk[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2020, 86: 103350.

- [11] 陈远哲,王巧华,范维,等. 二维相关光谱图像结合深度学习用于皮蛋成熟度的高光谱无损检测[J]. 食品科学, 2023, 44(24): 286-296.
CHEN Yuanzhe, WANG Qiaohua, FAN Wei, et al. Hyperspectral nondestructive detection of maturity of preserved eggs using deep learning combined with two-dimensional correction spectral image[J]. Food Science, 2023, 44(24): 286-296. (in Chinese)
- [12] 陈远哲,王巧华,高升,等. 皮蛋凝胶品质含水率和弹性的高光谱预测及其可视化[J]. 食品科学, 2022, 43(2): 324-331.
CHEN Yuanzhe, WANG Qiaohua, GAO Sheng, et al. Hyperspectral imaging for prediction and visualization of water content and springiness as indicators of the gel quality of preserved eggs[J]. Food Science, 2022, 43(2): 324-331. (in Chinese)
- [13] CHEN Y, WANG Q, FAN W, et al. Non-destructive determination and visualization of gel springiness of preserved eggs during pickling through hyperspectral imaging[J]. Food Bioscience, 2023, 53: 102605.
- [14] 王巧华,梅璐,马美湖,等. 利用机器视觉与近红外光谱技术的皮蛋无损检测与分级[J]. 农业工程学报, 2019, 35(24): 314-321.
WANG Qiaohua, MEI Lu, MA Meihu, et al. Nondestructive testing and grading of preserved duck eggs based on machine vision and near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(24): 314-321. (in Chinese)
- [15] 汤文权,王巧华,张浩,等. 基于多模态信息融合的皮蛋溏心沙心分类方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 92-101.
TANG Wenquan, WANG Qiaohua, ZHANG Hao, et al. Classification methods for soft-yolk and hard-yolk preserved eggs based on multimodal information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 92-101. (in Chinese)
- [16] 毕淑慧,李雪,申涛,等. 基于多模型证据融合的苹果分类方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 141-149.
BI Shuhui, LI Xue, SHEN Tao, et al. Apple classification based on evidence theory and multiple models[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(13): 141-149. (in Chinese)
- [17] 高峰,邢雅阁,罗华平,等. 基于可见/近红外光谱与化学计量学的杏品种无损鉴别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(1): 44-51.
GAO Feng, XING Yage, LUO Huaping, et al. Nondestructive identification of apricot varieties based on visible/near infrared spectroscopy and chemometrics methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(1): 44-51. (in Chinese)
- [18] 翁定康,范郑欣,孔令飞,等. 基于可见-近红外光谱和化学计量学的带壳香榧坏籽快速识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(9): 2675-2682.
WENG Dingkan, FAN Zhengxin, KONG Lingfei, et al. Rapid identification of shelled bad *Torreya grandis* seeds based on visible near infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(9): 2675-2682. (in Chinese)
- [19] 张宇,张重阳,段鑫鑫,等. 基于线性判别分析和机器学习的可见-近红外光谱苹果损伤分级[J]. 食品科学, 2024, 45(22): 255-261.
ZHANG Yu, ZHANG Chongyang, DUAN Xinxin, et al. Visual/near-infrared spectroscopy combined with linear discriminant analysis and machine learning for classification of apple damage[J]. Food Science, 2024, 45(22): 255-261. (in Chinese)
- [20] 周雷进雨,周丽娜,陈丽梅,等. 生菜镉污染可见-近红外光谱分析模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(10): 2805-2811.
ZHOU Leijinyu, ZHOU Li'na, CHEN Limei, et al. Visible/near infrared spectroscopic modeling for cadmium contaminated lettuce[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(10): 2805-2811. (in Chinese)
- [21] BENMOUNA B, GARCÍA-MATEOS G, SABZIS S, et al. Convolutional neural networks for estimating the ripening state of Fuji apples using visible and near-infrared spectroscopy[J]. Food and Bioprocess Technology, 2022, 15(10): 2226-2236.
- [22] ZENG J, GUO Y, HAN Y, et al. A review of the discriminant analysis methods for food quality based on near-infrared spectroscopy and pattern recognition[J]. Molecules, 2021, 26(3): 749.
- [23] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [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. Detection on potato black heart disease by near infrared spectroscopy based on improved ResNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 470-479. (in Chinese)
- [25] 梁琨,宋金鹏,张驰,等. 基于校正光谱序列融合的小麦腥黑穗病籽粒分类方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(5): 263-272.

- LIANG Kun, SONG Jinpeng, ZHANG Chi, et al. Classification of common bunt of wheat kernels based on series fusion of scatter correction techniques[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 263 – 272. (in Chinese)
- [26] MOMENY M, JAHANBAKHSI A, NESHAT A A, et al. Detection of citrus black spot disease and ripeness level in orange fruit using learning-to-augment incorporated deep networks[J]. Ecological Informatics, 2022, 71: 101829.
- [27] ZHONG N, LI Y P, LI X Z, et al. Accurate prediction of salmon storage time using improved Raman spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2021, 293: 110378.
- [28] WANG X, ZHANG M, GUO Q, et al. Estimation of soil organic matter by in situ Vis – NIR spectroscopy using an automatically optimized hybrid model of convolutional neural network and long short-term memory network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108350.
- [29] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132 – 7141.
- [30] LEE Y, PARK J. Centermask: real-time anchor-free instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 13906 – 13915.
- [31] WOO S, PARK J, LEE J, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3 – 19.
- [32] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA – Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534 – 11542.
-

(上接第 331 页)

- [33] 赵娟, 沈懋生, 浦育歌, 等. 基于近红外光谱与多品质指标的苹果出库评价模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 386 – 395.
ZHAO Juan, SHEN Maosheng, PU Yuge, et al. Out-of-warehouse evaluation and prediction model of apple based on near-infrared spectroscopy combined with multiple quality indexes [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 386 – 395. (in Chinese)
- [34] YU Shui, HUAN Kewei, LIU Aoxi. Application of quantitative non-destructive determination of protein in wheat based on pretreatment combined with parallel convolutional neural network[J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 135: 104958.
- [35] KODURI S B D, GUNISETTI L, CH R R, et al. Prediction of crop production using Adaboost regression method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1228 (1): 012005.
- [36] 梁昔明, 张洋, 龙文. 含有纵横交叉策略的蜘蛛猴优化算法[J]. 数学的实践与认识, 2022, 52(12): 144 – 158.
LIANG Ximing, ZHANG Yang, LONG Wen. Spider monkey optimization algorithm with crisscross optimization [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2022, 52(12): 144 – 158. (in Chinese)
- [37] 李新宇. 改进自适应收敛因子的灰狼优化算法研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2021, 33(24): 91 – 94.
LI Xinyu. Research on grey wolf optimization algorithm with improved adaptive convergence factor[J]. China Computer & Communication, 2021, 33(24): 91 – 94. (in Chinese)
- [38] 相志勇, 苗玉彬. 基于 CNN 和近红外光谱的蜜柑 SSC 预测模型研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(11): 139 – 144.
XIANG Zhiyong, MIAO Yubin. Study on prediction model of citrus SSC based on CNN and near infrared spectroscopy[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(11): 139 – 144. (in Chinese)