

融合改进卷积神经网络和层次 SVM 的鸡蛋外观检测

姚万鹏¹ 张凌晓² 赵肖峰³ 王飞成⁴

(1. 河南省经济管理学校, 河南 南阳 473000; 2. 南阳理工学院, 河南 南阳 473000;
3. 河南工业大学, 河南 郑州 450001; 4. 河南农业大学, 河南 郑州 450002)

摘要: [目的] 实现鸡蛋精细化分类和提高鸡蛋外观检测的准确率。[方法] 提出一种融合改进卷积神经网络和层次 SVM 的鸡蛋外观检测方案。① 采用鸡蛋机器视觉图像采集设备获取不同方位、不同外观鸡蛋图像, 并运用图像增强技术扩充鸡蛋图像数据库。② 设计改进的浣熊优化算法 (coati optimization algorithm, COA) 和 FCM 聚类算法, 在此基础上对卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 模型结构和超参数进行优化, 以提升 CNN 泛化能力。运用优化后的 CNN 深度学习鸡蛋图像数据库, 从而实现鸡蛋外观图像特征的有效提取。③ 建立层次支持向量机鸡蛋外观分类工具, 最终实现对鸡蛋外观的准确检测分类。[结果] 所提鸡蛋外观检测方案的检测准确率提高了 1.74%~4.31%, 检测时间降低了 21.68%~53.51%。[结论] 所提方法能够有效实现对鸡蛋的在线实时精细化分类。

关键词: 鸡蛋外观; 卷积神经网络; 浣熊优化算法; 支持向量机; 特征提取

Egg appearance detection based on improved CNN and hierarchical SVM

YAO Wanpeng¹ ZHANG Lingxiao² ZHAO Xiaofeng³ WANG Feicheng⁴

(1. Henan Economics and Management School, Nanyang, Henan 473000, China; 2. Nanyang Institute of Technology, Nanyang, Henan 473000, China; 3. Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China;
4. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: [Objective] To achieve fine classification of eggs and improve the accuracy of egg appearance detection. [Methods] An egg appearance detection scheme based on improved convolutional neural network (CNN) and hierarchical support vector machine (SVM) was proposed. ① Egg images with different orientations and appearances were captured using an egg machine vision image acquisition device, and image enhancement techniques were applied to expand the egg image database. ② An improved Coati optimization algorithm (COA) and fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm were designed, based on which the structure and hyperparameters of the CNN model were optimized to enhance its generalization ability. The optimized CNN was then used for deep learning on the egg image database to effectively extract features from egg appearance images. ③ A hierarchical SVM was established for fine classification of egg appearance, ultimately achieving accurate detection and classification of egg appearance. [Results] The detection accuracy of the proposed egg appearance detection scheme improved by 1.74%~4.31%, and the detection time was reduced by 21.68%~53.51%. [Conclusion] The proposed method effectively enables online real-time fine classification of eggs.

Keywords: egg appearance; convolutional neural network; coati optimization algorithm; support vector machine; feature extraction

鸡蛋作为一种营养丰富的食品, 精细化分类对提高其产业经济效益具有重要意义^[1]。机器视觉技术的快速发展及其在鸡蛋外观检测领域的有效应用, 极大地克服了传统人工分拣鸡蛋效率低、判别持续性差等缺陷^[2-3]。

如何高效利用机器视觉技术来提高鸡蛋外观品质检测和实现鸡蛋精细化分类是当前研究的热点之一。早期学者们主要运用阈值分割图像处理方法实现对鸡蛋裂纹等的检测^[4-5], 存在容易忽略较小裂纹的问题。深度学习技术

基金项目: 河南省高等学校重点项目 (编号: 24B520027); 河南省科技攻关项目 (编号: 222102110045)

通信作者: 姚万鹏 (1976—), 男, 河南省经济管理学校高级讲师, 硕士。E-mail: weixfggha@139.com

收稿日期: 2024-08-12 改回日期: 2024-12-26

与机器视觉技术有效融合是鸡蛋外观检测重要发展方向之一。李舒等^[3]提出了一种基于卷积神经网络的鸡蛋裂纹识别方法,对比分析了 YOLO-v5、RESNET 模型的识别差异性,但该方法需要对鸡蛋图像进行预处理,消耗了运算时间,其能否适用于实时检测场景需要进一步研究。齐歌等^[6]将卷积神经网络(CNN)应用于鸡蛋外观检测中,通过利用 CNN 强大的图像特征提取能力,实现了鸡蛋外观较高准确率检测,但该方法忽略了 CNN 结构复杂性和提取特征间冗余度,泛化能力和鲁棒性较差。Tang 等^[7]提出了一种基于 MobileNet V3 模型的破壳鸡蛋检测方法,检测准确率能够达到 96.3%,但该方法未充分考虑鸡蛋破壳区域位于托盘部位时的场景,有可能会增加误检率。Wannasin 等^[8]运用 CNN 模型完成了对鸡蛋颜色外部特征的准确分类,但是 CNN 受自身参数设置影响较大,容易陷入局部最优,进而影响鸡蛋分类的准确性。

目前,大多数对鸡蛋外观检测研究更侧重于实现一类外观特征识别,涉及鸡蛋破损、蛋壳异常、脏污等外观特征统一检测分类方法相对较少,而且受限于神经网络自身固有缺陷,鸡蛋在线高准确率检测仍是当前面临的主要挑战之一。为此,研究拟提出一种融合改进卷积神经网络和层次 SVM 的鸡蛋外观检测方案,通过设计改进的浣熊优化算法和 FCM 聚类算法,对 CNN 模型结构和超参数进行优化,以实现对鸡蛋外观图像特征的有效提取。在此基础上,构建层次 SVM 鸡蛋外观检测机制,并通过试验验证所提方案的性能,以期实现对多特征鸡蛋外观的在线有效检测。

1 材料与方法

1.1 数据材料与图像获取

以某大型智能化鸡舍生产的褐色鸡蛋为研究对象,筛选出 7 类不同外观特征的鸡蛋,包括正常蛋(壳型正常、蛋壳表面相对光滑)、软壳蛋、裂纹蛋、深褐色斑点蛋、脏脏蛋(部分蛋壳被鸡粪或血迹等污染)、褪色蛋、砂皮蛋(蛋壳细微皱纹、隆起)。由于除正常蛋以外的 6 种鸡蛋在实际生产中占比不高,为保证训练样本的均衡性,每种外观特征人工采集 200 个鸡蛋样本,共得到 1 400 个鸡蛋样本,按照 4:1 的比例划分为训练样本集、测试样本集。

搭建如图 1 所示的鸡蛋外观在线检测系统,鸡蛋在生产线上采用“平动+滚动”的运动方式。系统硬件主要由计算机、相机暗箱、光电传感器等组成,相机暗箱内并列

放置 3 个工业线阵彩色 CCD 相机,相机正下方放置 1 个光电传感器,当鸡蛋传送到光电传感器位置时,触发 CCD 相机拍照,同时标记拍摄时间、鸡蛋 ID 等信息。调节鸡蛋滚动速度,沿鸡蛋赤道横截面每间隔 120° 拍摄一张鸡蛋图像,共得到 3 张同一鸡蛋不同角度图像,而且能够覆盖蛋壳表面全部信息。

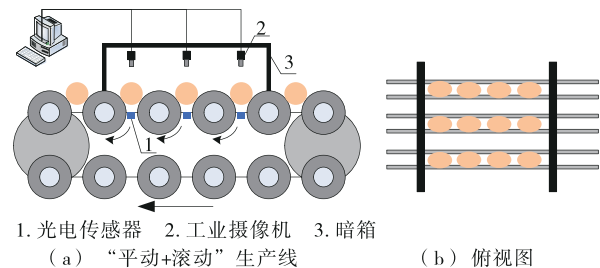


图 1 鸡蛋外观在线检测系统示意图

Figure 1 Schematic diagram of online detection system of egg appearance

1.2 图像数据库扩增

受限于鸡蛋样本数量限制,采用平移、翻转、旋转图像扩增技术^[9]对 CCD 相机拍摄图像进行扩增。图像扩增能够保留原始图像核心特征,而且扩增后的图像数据库特征信息更丰富,可以有效弱化模型因过度学习而出现拟合^[10]。1 120 个训练样本经过 CCD 相机拍摄后得到 3 360 张图像,接着进行图像扩增,最终训练数据库共有图像 13 440 张。为进一步分析图像像素大小对鸡蛋外观检测结果的影响,分别将图像像素大小设置为 32 像素×32 像素、64 像素×64 像素、224 像素×224 像素。

1.3 鸡蛋外观检测方法

1.3.1 CNN 模型 CNN 作为一种深度学习网络,具有强大的特征提取能力和较好的鲁棒性^[11]。研究在经典 AlexNet 模型^[12]的基础上,构造如图 2 所示,具有 2 层卷积层(convolution layer)、2 层池化层(pool layer)和 1 层全连接层(full connection)的 CNN 模型。

为加快模型训练速度、精简模型结构,在每个卷积层后面设计 1 个批归一化(batch normalization, BN)^[13],并利用改进的 FCM 聚类(improved KFCM, IFCM)压缩卷积核规模。在全连接层,同样利用 IFCM 对提取到的特征进行压缩,进一步降低特征间冗余度对最后结果的影响。

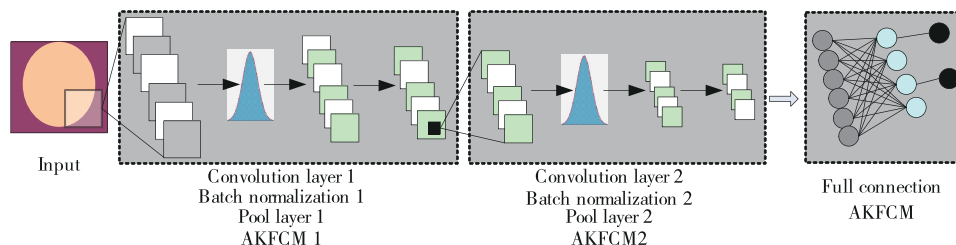


图 2 构造的 CNN 模型示意图

Figure 2 Schematic diagram of CNN model constructed

1.3.2 CNN 模型结构与超参数优化

(1) 改进 FCM 精简模型结构: FCM 作为应用最为广泛的聚类算法之一,通过最小化聚类目标函数 $F(U, V)$,实现对各类数据的聚类分析。

$$\min F(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2, \quad (1)$$

$$\mu_{ik} = \|x_k - v_i\|^{-\frac{2}{m-1}} / \left(\sum_{j=1}^C \|x_k - v_j\|^{-\frac{2}{m-1}} \right), \quad (2)$$

$$v_i = \left(\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m x_k \right) / \left(\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \right), \quad (3)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^C \mu_{ik} = 1, \mu_{ik} \in [0, 1], \sum_{k=1}^n \mu_{ik} \in (0, 1), \quad (4)$$

式中:

F ——聚类目标函数;

x_k ——数据集 $X = \{x_1, \dots, x_k, \dots, x_n\}$ 中第 k 个数据;

U ——隶属度矩阵, $U = [\mu_{ik}]_{C \times n}$;

μ_{ik} ——隶属度;

V ——聚类中心集合, $V = \{v_1, \dots, v_C\}$;

v_j ——第 j 个聚类中心;

C ——聚类个数;

m ——模糊加权指数。

为提升 FCM 对复杂数据集聚类性能,设计改进的 FCM (improved FCM, IFCM): 选取 Q 个映射函数 $\Phi_q(x)$ ($q \in [1, \dots, Q]$) 对聚类目标函数 $F(U, V)$ 进行改进。

$$F(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \left\| \lambda_1 \Phi_1(x) + \dots + \lambda_Q \Phi_Q(x) - v_i \right\|^2, \sum_{q=1}^Q \lambda_q = 1, \quad (5)$$

式中:

$\Phi_q(x)$ ——映射函数;

λ_q ——权重系数, $0 < \lambda_q < 1$ 。

定义 CNN 第 l 层 ($l = 1, 2$) 卷积层有 m_l 个卷积核, l 层卷积层输入数据集为 $X_l = (x_{1l}^l, \dots, x_{i_l}^l, \dots, x_{n_l}^l)$ (n_l 为 l 层卷积层输入数据规模), 数据 $x_{i_l}^l$ 经卷积操作后对应输出为 $\Gamma_{i_l}^l = (\delta_{i_l1}^l, \dots, \delta_{i_lm_l}^l)$; 全连接层中输出层输出特征向量为 $(y_1, \dots, y_{m_3})$ (m_3 为输出层神经元数)。利用 IFCM 压缩卷积核规模 and 全连接层输出特征数量, 具体过程为:

步骤 1: 分别对 $(\Gamma_{1l}^1, \dots, \Gamma_{n_l}^1)$ 、 $(\Gamma_{1l}^2, \dots, \Gamma_{n_l}^2)$ 、 $(y_1, \dots, y_{m_3})$ 进行聚类分析, 分别得到 C_1, C_2, C_3 个聚类。

步骤 2: 按照 $\beta_{1,1}, \dots, \beta_{1,C_1}$ 的比例压缩第 1 层卷积层 C_1 个分类内相应输出值, 并删除对应的卷积核。

步骤 3: 按照 $\beta_{2,1}, \dots, \beta_{2,C_2}$ 的比例压缩第 2 层卷积层 C_2 个分类内相应输出值, 并删除对应的卷积核。

步骤 4: 按照 $\beta_{3,1}, \dots, \beta_{3,C_3}$ 的比例压缩全连接层输出层输出特征向量。

(2) 改进浣熊优化算法优化模型超参数: 浣熊优化算法 (coati optimization algorithm, COA) [14] 是 2023 年才被提

出的一种新型智能优化算法, 其模拟浣熊群体狩猎和逃离生物学行为, 具有参数设置简单、全局寻优能力强等特点 [15]。COA 定义处于狩猎状态浣熊个体 X_i 和处于逃离状态 X_j 的更新公式为:

$$X_i(\text{new}) = \begin{cases} X_i + r_1 \times (Ig^G - r_2 \times X_i), & f(Ig^G) < f(X_i) \\ X_i + r_1 \times (X_i - Ig^G), & f(Ig^G) \geq f(X_i) \end{cases}, i = \lfloor N/2 \rfloor + 1, \dots, N, \quad (6)$$

$$X_j(\text{new}) = X_j + (1 - 2r_1) \times (U_{\min} + r_1 \times (U_{\max} - U_{\min})), j = 1, \dots, N, \quad (7)$$

式中:

X_i ——第 i 个浣熊个体;

r_1, r_2 —— $(0, 1)$ 区间和 $(0, 2)$ 区间随机数;

Ig^G ——猎物 (最优解) Ig 随机产生的个体;

$X_i(\text{new})$ ——进化更新后的个体;

N ——浣熊种群规模;

$f(X_i)$ ——个体 X_i 的目标函数值;

$U_{\max}, U_{\min}$ ——搜索空间上、下限。

研究 [16] 表明, COA 在优化求解多局部极值、高维复杂问题时, 全局收敛效果并不理想。为此, 提出改进的浣熊优化算法 (improved COA, ICOA): 建立多物种进化池, 将黏菌优化算法 (slime mould algorithm, SMA) [17]、非洲秃鹫优化算法 (african vulture optimization algorithm, AVOA) [18]、斑马优化算法 (zebra optimization algorithm, ZOA) [19] 等群体智能优化算法进化机制纳入进化池中, 赋予浣熊不同物种角色。如图 3 所示, t 时刻, 将 N 个浣熊个体按照目标函数值大小降序排列, 并将个体序列均等分为 M 个序列段, 依次选取每个序列段内个体组成 M 个浣熊子种群; 保留 1 个子种群执行 COA 更新, 其余 $M-1$ 个子种群随机选择进化池中的一个物种角色, 并执行 $t_{\max}$ 迭代更新; 当所有子种群多角色更新完毕后, 所有浣熊重新混合, 更新个体目标函数值并进入下一轮进化, 直到满足算法终止条件为止。

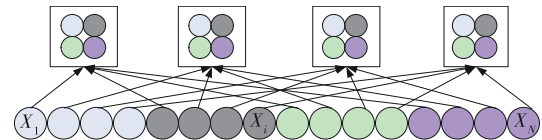


图 3 ICOA 子种群划分示意图

Figure 3 Schematic diagram of ICOA subpopulation division

为了验证 ICOA, 选取 4 个经典测试函数 [18] 进行数值试验。图 4 给出了 ICOA 与其他智能优化算法函数收敛曲线图。

由图 4 可知, 相比于 COA, ZOA, SMA, ICOA 在求解复杂、多极值问题时收敛精度更高, 全局寻优能力更强。

研究设计的 CNN 模型涉及的超参数为第 1 层、第 2 层卷积核数目 m_1, m_2 , 全连接层中隐含层神经元数目 m_3 、权

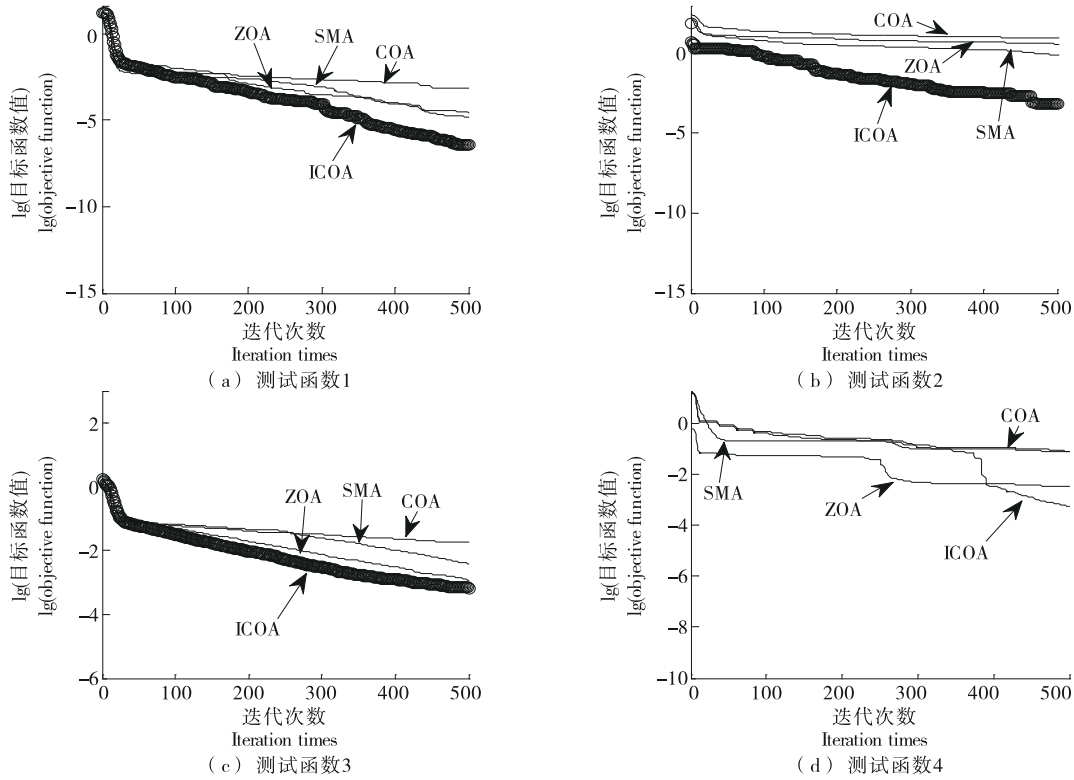


图4 ICOA函数收敛曲线

Figure 4 Function convergence curve of ICOA

重矩阵 Θ 、输出层神经元中心 $(d_1, \dots, d_{m_3})$; IFCM对应的压缩比例 $(\beta_{1,1}, \dots, \beta_{1,C_1})$ 、 $(\beta_{2,1}, \dots, \beta_{2,C_2})$ 、 $(\beta_{3,1}, \dots, \beta_{3,C_3})$, 分类个数 (C_1, C_2, C_3) 。采用ICOA对超参数优化, 定义流熊个体编码和目标函数为:

$$X_i = \begin{bmatrix} \beta_{1,1} & \dots & \beta_{1,C_1} \\ m_1, m_2, m_3, \Theta, \beta_{2,1} & \dots & \beta_{2,C_2}, C_1 & C_2 & C_3, d_1 & \dots & d_{m_3} \\ \beta_{3,1} & \dots & \beta_{3,C_3} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$f(X_i) = 1 - A_{cc}/100, \quad (9)$$

式中:

A_{cc} ——训练样本分类准确率。

ICOA通过循环迭代进化, 最终得到CNN模型最优超参数配置。

1.3.3 层次SVM 采用支持向量机(SVM)对CNN提取到的图像特征进行学习, 并完成鸡蛋外观分类检测。由于SVM属于二分类工具, 为使其应用于鸡蛋外观分类问题, 提出层次SVM, 具体实现过程为:

步骤1: 训练阶段, 运用所提CNN模型, 提取7类不同外观训练样本对应的特征。

步骤2: 建立两两对比SVM分类工具, 即运用SVM对任意2类训练样本外观提取特征进行训练, 得到对应SVM分类工具。共得到 $C_7^2 = 21$ 个SVM分类工具。

步骤3: 测试阶段, 采用CNN模型提取测试鸡蛋样本外观特征, 运用“步骤2”提出的两两SVM分类工具进行分类, 判定所属分类得分“+1”; 当所有两两SVM分类工具判定结束后, 得分最高的分类即为最终外观分类结果。若存在多个分类得分相同, 表明测试样本具有多个分类属性。

2 结果与分析

2.1 测试试验

搭建并行鸡蛋外观检测计算机系统, CNN模型训练过程由1台PC机完成, 训练完成后将模型训练结果分发给其他计算机; 测试阶段, 并行计算机协同完成层次SVM鸡蛋外观多分类检测, 以缩短检测时间。CNN模型中第1、2卷积层卷积核大小分别设置为 3×3 、 5×5 , 卷积激活函数为sigmoid函数, 池化层为平均池化操作。ICOA参数设置为: 种群规模 $N = 300$ 、 $M = 10$ 、 $t_{\max} = 15$ 、最大迭代次数 $T_{\max} = 500$ 。采用所提CNN模型对13 440张训练样本图像进行训练学习, 利用280个测试样本验证鸡蛋外观检测性能。参考文献[6], 评价指标设定为准确率(A_{cc})、 F_1 分数、召回率(R_c)和精确率(P_r)。表1给出了不同图像像素大小下ICOA优化CNN模型超参数结果, 表2给出了不同图像像素大小下7种鸡蛋外观分类检测评价指标结果, 图5给出了不同像素大小对准确率、检测时间的影响, 图6给出了不同图像像素大小下鸡蛋外观分类混淆矩阵, 图7给出了不同训练批量大小对准确率的影响。

由表1可知, 32像素 $\times$ 32像素下, 第1、2层卷积层卷

表 1 不同图像像素下 CNN 模型超参数优化结果[†]
Table 1 Optimization results of CNN hyperparameters under different image pixels

像素大小	m_1	m'_1	m_2	m'_2	m_3	m'_3	C_1	C_2	C_3
32×32	24	19	66	57	82	65	5	7	7
64×64	36	28	84	71	96	85	6	8	9
224×224	56	47	104	94	126	109	6	11	10

[†] m'_1, m'_2, m'_3 为 m_1, m_2, m_3 采用 IFCM 压缩后数值大小。

积核数量降低了 20.83%, 13.63%, 提取特征数量降低了 20.73%; 64 像素×64 像素下, 第 1、2 层卷积核数量降低了 22.22%, 15.48%, 提取特征数量降低了 11.46%; 224 像素×224 像素下, 第 1、2 层卷积核数量降低了 16.07%, 9.62%, 提取特征数量降低了 13.49%。这是因为, 该方法共采集鸡蛋 3 张原始图像, 包含了鸡蛋外部全部信息, 而且运用 ICOA 和 IFCM 对 CNN 模型结构和超参数进行了最优化调整, 不仅能够给出合理的 CNN 模型超参数优化

表 2 不同图像像素下评价指标结果[†]
Table 2 Evaluation index results under different image pixels

指标	32×32				64×64				224×224			
	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_e/\%$	$P_r/\%$	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_e/\%$	$P_r/\%$	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_e/\%$	$P_r/\%$
H_1	96.17	97.11	96.32	97.24	98.54	98.22	98.73	97.94	99.68	99.22	99.07	99.16
H_2	95.42	96.01	96.31	95.94	97.92	96.92	97.03	97.16	99.72	99.41	99.03	99.52
H_3	96.33	96.08	96.27	95.84	98.41	98.84	98.41	99.04	99.14	99.24	99.36	99.31
H_4	96.45	96.07	95.19	94.83	98.04	98.03	98.94	98.72	99.58	99.01	98.92	98.96
H_5	95.94	94.95	94.88	94.12	98.48	98.72	99.01	99.33	99.82	99.06	99.57	99.61
H_6	95.69	93.87	94.52	95.07	98.07	97.21	96.47	98.03	98.92	97.92	98.05	98.33
H_7	96.08	95.47	95.89	96.41	98.16	99.06	98.78	97.96	99.64	99.02	98.97	99.34
均值	96.01	95.65	95.63	95.64	98.96	98.29	98.20	98.31	99.50	98.98	99.00	99.18

[†] $H_1, H_2, H_3, H_4, H_5, H_6, H_7$ 分别对应正常蛋、软壳蛋、裂纹蛋、深褐色斑点蛋、脏脏蛋、褪色蛋、砂皮蛋 7 种鸡蛋外观特征。

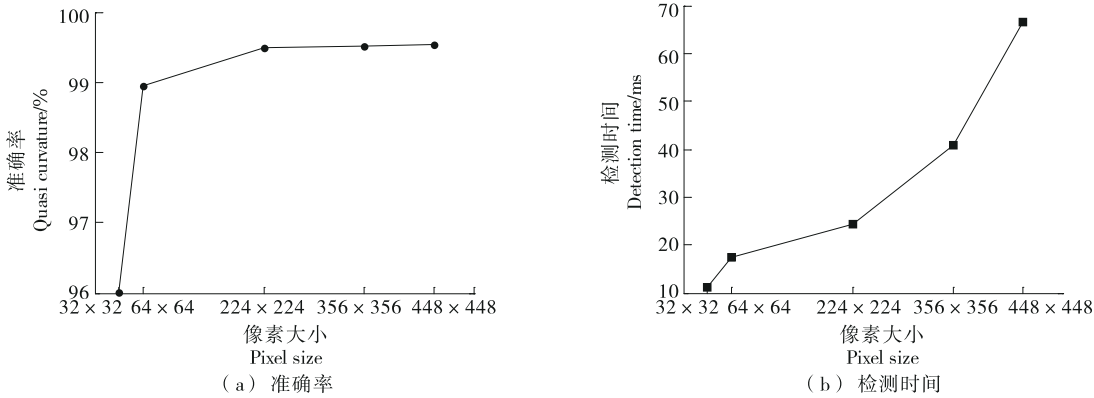


图 5 不同像素大小对准确率、检测时间的影响

Figure 5 Influence of different pixel sizes on accuracy and detection time

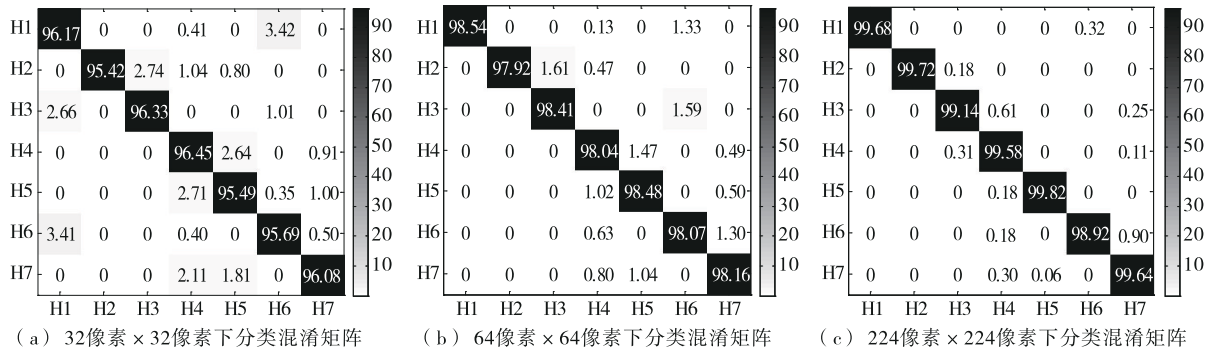


图 6 不同图像像素大小下鸡蛋外观分类混淆矩阵

Figure 6 Confusion matrix for egg appearance classification under different image pixel sizes

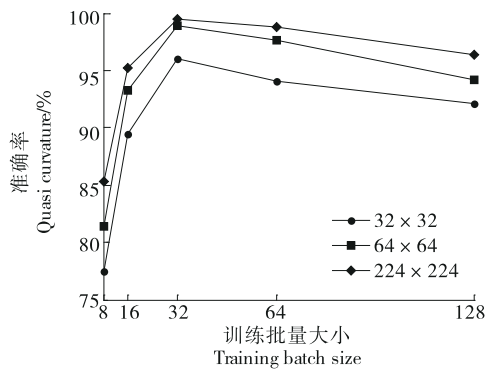


图7 不同训练批量大小对准确率影响

Figure 7 Impact of different training batch sizes on accuracy

结果,而且有效压缩了卷积核和提取特征规模。

由表2可知,对于7种鸡蛋外观分类检测,所提方法在准确率、 F_1 分数、召回率和精确率上都有较好的结果,特别是224像素×224像素下的外观分类检测,7种外观分类检测准确率都达到了98.92%以上。这是因为,层次SVM的引入,使得所提方法能够精准给出多外观鸡蛋分类结果,分类准确率提高了1.74%~4.31%,而且,对于同一鸡蛋具有多外观属性问题,也能够实现准确分类。

由图5可知,当图像像素在224像素×224像素以下时,随着图像像素增加,检测准确率不断提高,而且,检测时间增加曲线相对平缓;当图像像素为224像素×224像素时,准确率达到了99.50%;随后,再随着图像像素增加,检测准确率变化不大,但检测时间明显增加。由图6~图7可知,所提方法具有较好的分类检测准确率和泛化能力,而且分类检测准确率受训练批量大小影响较大,过大、过

小训练批量大小下的分类检测准确率相对较低。这是因为,太小的训练批量大小容易导致模型训练不收敛,太大的训练批量大小降低了CNN模型泛化能力,收敛精度不高。

2.2 对比试验

为进一步分析所提方法在线实时分类检测性能,随机选取鸡舍生产的500个褐色鸡蛋,鸡蛋类属不同外观特征,而且,同一鸡蛋可能具备多个外观特征,如某个鸡蛋可能同时具备裂纹、深褐色斑点、砂皮等外观属性。选取文献[20]提出的基于残差神经网络的鸡蛋分类方法(ResNet)、文献[21]提出的基于Fasternet与YOLOv5的鸡蛋外观检测方法(Fasternet-YOLOv5)和文献[22]提出的基于YOLO-v7模型的外观检测方法进行对比试验。表3给出了不同图像像素大小下,4种检测方法评价指标及单个鸡蛋样本检测时间 Δt (ms)对比结果。

由表3可知,对于随机鸡蛋样本检测问题,4种检测方法都表现出良好的检测能力,研究所提方法各项评价指标更优,以32像素×32像素下分类检测对比分析为例,相比于其他3种算法,研究所提方法准确率提高了1.74%,4.31%,3.59%, F_1 分数提高了3.37%,2.24%,4.49%,召回率提高了5.41%,2.64%,3.03%,精确率提高了5.66%,4.01%,4.94%,单个样本平均检测时间降低了53.51%,37.89%,21.68%。试验结果表明,研究所提方法在鸡蛋外观分类检测上性能优势明显,能够准确给出分类结果,而且大幅度降低检测时间。这是因为所提方法无需对图像进行预处理,经过ICOA和IFCM优化后的CNN模型特征提取能力更强,而且通过搭建并行计算机系统、多个PC机协同处理层次SVM多分类过程,检测时间降低了21.68%~53.51%,能够满足在线检测时限要求。

表3 不同图像像素大小下,4种检测方法评价指标及单个鸡蛋样本检测时间对比

Table 3 Comparison of evaluation indicators and detection time for four detection methods under different image pixel sizes

检测方法	32×32					64×64					224×224				
	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_c/\%$	$P_r/\%$	$\Delta t/ms$	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_c/\%$	$P_r/\%$	$\Delta t/ms$	$A_{cc}/\%$	$F_1/\%$	$R_c/\%$	$P_r/\%$	$\Delta t/ms$
研究所提方法	98.22	97.41	98.26	98.45	11.31	99.03	98.87	98.34	98.22	17.52	99.65	99.04	99.16	99.07	24.21
ResNet	96.54	94.23	93.22	93.18	24.33	97.16	97.25	95.38	96.42	31.22	98.77	96.54	97.21	94.31	45.69
Fasternet-YOLOv5	94.16	95.28	95.73	94.65	18.21	96.22	96.81	95.74	95.69	22.67	98.44	97.68	97.92	98.04	28.72
YOLO-v7	94.82	93.22	95.37	93.81	14.44	96.11	95.72	96.19	93.27	19.36	98.66	97.94	97.23	95.67	25.71

3 结语

针对鸡蛋外观检测的准确率不高、效率较低等问题,提出了一种融合改进卷积神经网络和层次SVM的鸡蛋外观检测方法,该方法融合了智能优化技术和深度学习技术,通过设计改进浣熊优化算法、FCM聚类算法和层次SVM分类工具,实现了对鸡蛋外观的准确、实时检测分类。后续将围绕鸡蛋外观分类识别与在线机械自动化分

拣相融合进行研究,搭建用户远程、便捷软件平台,以便更适用于鸡蛋产业工程应用。

参考文献

- [1] 杨红欣,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. Application research and prospects of multispectral technology in non-destructive

- testing of food[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(8): 350-357.
- [2] 庄琰昱, 郑江霞. 鸡蛋品质评价方法研究进展及其影响因素分析[J]. 中国家禽, 2024, 46(3): 87-94.
ZHUANG L Y, ZHENG J X. Research progress on egg quality evaluation methods and their influencing factors[J]. China Poultry, 2024, 46(3): 87-94.
- [3] 李舒, 唐梦笛, 同思远, 等. 基于卷积神经网络模型的裂纹鸡蛋图像识别[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 18-22, 63.
LI S, TANG M D, TONG S Y, et al. Research on image recognition of cracked eggs based on convolutional neural network model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 18-22, 63.
- [4] 涂伟沪, 蔡玲霞, 李学军. 基于改进蝗虫算法优化 Canny 算子的鸡蛋裂纹图像检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 167-172, 202.
TU W H, CAI L X, LI X J. Egg crack image detection method based on improved grasshopper optimization algorithm and Canny operator[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 167-172, 202.
- [5] 张健, 崔英杰. 基于改进粒子群算法的鸡蛋裂纹检测方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(7): 136-139, 226.
ZHANG J, CUI Y J. Egg crack detection based on improved particle swarm optimization[J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 136-139, 226.
- [6] 齐歌, 赵峰, 李婉宁. 基于 CNN-SVM 模型的鸡蛋外观品质检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(8): 113-119, 156.
QI G, ZHAO F, LI W N. Egg appearance quality detection based on CNN-SVM model[J]. Food & Machinery, 2024, 40(8): 113-119, 156.
- [7] TANG W Q, HU J C, WANG Q H. High-throughput online visual detection method of cracked preserved eggs based on deep learning[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 952.
- [8] WANNASIN D, GROSSMANN L, MCCLEMENTS D J. Optimizing the appearance of plant-based foods using natural pigments and color matching theory[J]. Food Biophysics, 2024, 19(1): 120-130.
- [9] ROH J, KIM M, BAE K. Towards a small language model powered chain-of-reasoning for open-domain question answering[J]. ETRI Journal, 2024, 46(1): 11-21.
- [10] 杨航, 何皓明, 李滕科, 等. 基于改进 YOLOv5 的鸽子蛋壳破损检测[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2023, 48(8): 92-102.
YANG H, HE H M, LI T K, et al. Detection of pigeon eggshell breakage based on improved YOLOv5[J]. Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition), 2023, 48(8): 92-102.
- [11] WANG D, TIAN F C, YANG S X, et al. Improved deep CNN with parameter initialization for data analysis of near-infrared spectroscopy sensors[J]. Sensors, 2020, 20(3): 874.
- [12] 孙海蓉, 周映杰. 基于散点图-AlexNet 网络的光伏红外热图像识别方法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(1): 55-61.
SUN H R, ZHOU Y J. Photovoltaic infrared thermal image recognition method based on scatter plot-AlexNet network[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(1): 55-61.
- [13] ROSEBROCK A. Deep learning for computer vision with python-starter bundle[M]. Baltimore: PyImage Search, 2017: 189-190.
- [14] DEHGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKÁ E, et al. Coati optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259: 110011.
- [15] HOUSSEIN E H, ABDEL SAMEE N, MAHMOUD N F, et al. Dynamic Coati Optimization algorithm for biomedical classification tasks[J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 164: 107237.
- [16] 秦敏敏, 刘立芳, 齐小刚. 面向维修资源分配调度的遗传—长鼻浣熊混合优化算法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(6): 1 322-1 335.
QIN M M, LIU L F, QI X G. Hybrid genetic long-nosed raccoon optimization algorithm for maintenance resource allocation and scheduling[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(6): 1 322-1 335.
- [17] LI S M, CHEN H L, WANG M J, et al. Slime mould algorithm: a new method for stochastic optimization[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 111: 300-323.
- [18] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. African vultures optimization algorithm: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 158: 107408.
- [19] TROJOVSKÁ E, DEHGHANI M, TROJOVSKÝ P. Zebra optimization algorithm: a new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2022, 10: 49 445-49 473.
- [20] 梁旭, 王玲, 赵书涵. 基于残差神经网络的鸡蛋分类识别研究[J]. 河南农业大学学报, 2024, 58(3): 456-466.
LIANG X, WANG L, ZHAO S H. Research on egg classification and recognition based on residual neural network [J]. Journal of Henan Agricultural University, 2024, 58(3): 456-466.
- [21] 魏晶鑫, 陈中举, 许浩然. 融合 Fasternet 与 YOLOv5 模型的鸡蛋外观检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(8): 105-112, 165.
WEI J X, CHEN Z J, XU H R. Detection of egg appearance based on Fasternet and YOLOv5 model[J]. Food & Machinery, 2024, 40(8): 105-112, 165.
- [22] 苗荣慧, 李志伟, 武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 225-233.
MIAO R H, LI Z W, WU J L. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 225-233.