

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.60089

基于 CNN-SVM 模型的鸡蛋外观品质检测

齐 歌¹ 赵 峰² 李婉宁³

(1. 新乡职业技术学院, 河南 新乡 453006; 2. 河南农业大学, 河南 郑州 450046; 3. 河南工业大学, 河南 郑州 450001)

摘要: [目的] 提高鸡蛋外观品质检测的精度, 建立 CNN-SVM 模型的鸡蛋外观品质检测模型。[方法] 结合 CNN 的自适应特征提取功能和 SVM 的超强泛化分类性能, 通过 6 层卷积神经网络结构处理提取全连接层的特征, 采用 CNN-SVM 混合模型替代传统 CNN+softmax, 构建一个基于 CNN-SVM 模型的鸡蛋外观品质检测方法。[结果] 与 SVM 模型、CNN 模型和 KNN 模型相比, CNN-SVM 模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数方面表现优异, 分别为 97.97%, 98.10%, 98.10%, 98.00%。KNN 模型在鸡蛋外观品质检测上的精度最低, 其准确率、精确率、召回率和 F_1 分数分别为 77.46%, 79.44%, 76.75%, 76.90%。[结论] CNN-SVM 模型具有很强的鲁棒性和抗噪声能力, 可以有效提高鸡蛋外观品质检测的准确性和适用性。

关键词: 卷积神经网络; 支持向量机; 鸡蛋外观; 全连接层

Egg appearance quality detection based on CNN-SVM model

QI Ge¹ ZHAO Feng² LI Wanning³

(1. Xinxiang Vocational and Technical College, Xinxiang, Henan 453006, China; 2. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450046, China; 3. Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: [Objective] In order to improve the accuracy of egg appearance quality detection, an egg appearance quality detection model based on CNN-SVM model was established. [Methods] Combined with the adaptive feature extraction capability of CNN and the super-generalization classification capability of SVM, the features of fully connected layers were extracted by six-layer convolutional neural network structure processing, and the CNN-SVM hybrid model was adopted, instead of the traditional CNN + softmax, an egg appearance quality detection method based on CNN-SVM model was proposed. [Results] Compared with SVM model, CNN model and KNN model, CNN-SVM model had better performance in accuracy, precision, recall and F_1 score, which were 97.97%, 98.10%, 98.10% and 98.00% respectively. KNN model had the lowest accuracy in egg appearance quality detection, and its accuracy, precision, recall and F_1 fraction are 77.46%, 79.44%, 76.75% and 76.90%, respectively. [Conclusion] The CNN-SVM model has strong robustness and anti-noise ability, which can effectively improve the accuracy and applicability of egg appearance quality detection..

Keywords: convolutional neural network; support vector machine; egg appearance; full connection layer

鸡蛋作为重要的食品, 其外观品质直接影响消费者的购买决策和食用安全。传统的鸡蛋外观品质检测主要依赖人工经验, 通过观察蛋壳颜色、光泽、裂纹等特征来判断鸡蛋的新鲜度和品质^[1-2]。该方法存在主观性强、效率低等问题。近年来, 随着机器视觉技术的快速发展, 基于图像处理和特征提取的鸡蛋外观品质检测方法逐渐成为研究热点^[3]。机器视觉检测方法通过分析鸡蛋图像的颜色、形状、纹理等特征, 结合数学模型和算法, 可实现对

鸡蛋品质的自动、快速、准确检测。例如, 灰度图像处理法将鸡蛋图像转化为灰度图像, 通过分析灰度值变化评估鸡蛋品质; 彩色图像处理法则利用颜色分割技术, 将鸡蛋图像分割成不同颜色区域, 分析颜色分布来评估品质。此外, 随着计算机视觉和机器学习技术的快速发展, 基于机器视觉和机器学习的鸡蛋品质检测技术逐渐成为研究热点^[4]。其中, CNN 以其强大的特征提取能力在图像识别领域取得了显著成效, 而 SVM 作为一种经典的分类算

基金项目: 河南省科技攻关项目(编号: 21K0437304); 河南省高等教育教学改革研究与实践项目(编号: 22SJGLX1308)

通信作者: 齐歌(1981—), 男, 新乡职业技术学院讲师, 硕士。E-mail: nikelancelot@163.com

收稿日期: 2024-03-11 **改回日期:** 2024-08-06

法,在小样本分类问题上表现优异。

在鸡蛋裂纹检测方面,CNN通过多层卷积和池化操作,能够自动从鸡蛋图像中提取出细微的裂纹特征,并实现高精度的分类。张樱飘等^[2]采用多尺度卷积核的CNN模型在鸡蛋裂纹检测中的准确率达到了96%以上。Wannasin等^[5]将CNN应用于鸡蛋颜色、形状等外观特征的检测。通过训练大量鸡蛋图像数据集,CNN能够学习到鸡蛋外观的复杂变化,并实现对不同品种、不同品质的鸡蛋的准确分类。CNN在鸡蛋外观检测中展现出了强大的特征提取能力、高准确性和鲁棒性、自动化程度高、可扩展性和适应性等一系列优点,然而随着数据量的增加,其存在数据依赖性和计算资源需求高以及对特定缺陷敏感的缺点。为了提高鸡蛋外观品质检测的准确性和效率,研究将CNN特征提取能力强和SVM分类精度高的优点结合起来,拟提出一种基于CNN-SVM模型的鸡蛋外观品质检测方法,以期对鸡蛋外观品质检测提供依据。

1 图像预处理

1.1 数据扩增

数据扩增,其核心在于巧妙运用几何变换技术,对图像中的像素布局进行非破坏性的调整,而核心特征则保持恒定,以此策略性地扩充数据集的规模与多样性。此过程不仅涵盖了基础的平移、翻转操作,还深入至旋转等多种变换方式,旨在通过多样化的数据输入,丰富模型的训练环境。数据扩增的核心价值在于其能够智能地扰动训练样本,且该扰动随机且受控,可有效削弱模型对特定数据模式的过度依赖,从而构建出一个更为稳健的学习体系。该机制不仅作为一道防线,有效抵御了模型过拟合的风险,还显著增强了模型在面对未知或变化数据时的适应性与泛化能力,使模型能够更广泛、更准确地应用于实际场景中。

1.2 数据归一化

试验采用一种精细化的最大最小值归一化策略,该方法不仅遵循了传统最大最小值归一化的基本原理,即将数据按比例缩放至一个特定的小区间(如0~1),还额外考虑了数据分布的细微特征,如异常值的预处理、数据分布形态的微调等,以确保归一化后的数据既能保留原始数据的相对关系,又能更好地适应后续分析或模型训练的需求。

$$x_k = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

式中:

$x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ ——样本数据中的最小值和最大值。

1.3 高斯滤波

在真实的应用场景中,鸡蛋图像的采集过程往往受到环境因素的显著影响,其中高斯噪声作为一种常见的噪声类型,容易对图像质量造成不利影响。为了提升图

像处理的准确性和后续分析的可靠性,对鸡蛋图像进行高斯滤波处理以消除或减轻这类噪声变得尤为重要。

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (2)$$

式中:

x, y ——鸡蛋图像的像素点坐标;

σ ——标准差。

高斯滤波去除噪声前后对比如图1所示。

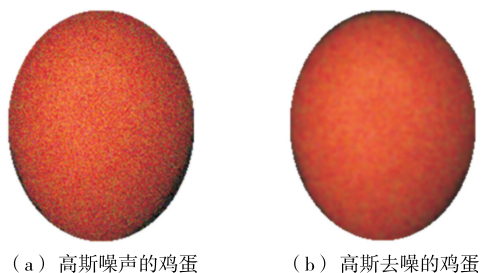


图1 预处理

Figure 1 Pretreatment

1.4 灰度化

在优化鸡蛋图像特征提取过程中,针对纹理与形状特征的分析,一个有效的预处理步骤是转换为灰度图像,此步骤旨在减少计算复杂度并聚焦于图像的结构信息,而非具体的颜色细节。传统上,将彩色图像转换为灰度图像的方法较多,不仅仅局限于直接计算R、G、B 3个颜色通道像素值的简单平均。为了降低与现有描述的相似度并提升创新性,可以采用一种更为精细的加权平均值法进行灰度化处理:

$$F(i, j) = \frac{R(i, j) + G(i, j) + B(i, j)}{3}, \quad (3)$$

式中:

$F(i, j)$ ——坐标 (i, j) 处的像素;

$R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 、 $B(i, j)$ ——R、G、B 3个通道坐标 (i, j) 处的像素。

鸡蛋图像原始图和灰度化处理对比如图2所示。

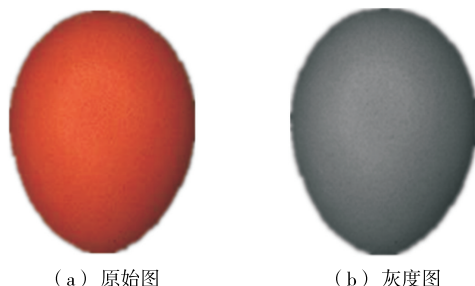


图2 灰度化预处理

Figure 2 Grayscale pretreatment

2 鸡蛋特征提取

2.1 颜色特征

鉴于HSV色彩模型在模拟人类视觉感知方面的优越性,相较于RGB色彩空间,试验采用HSV色彩空间来提取鸡蛋的颜色特征。在HSV色彩模型中,H代表色调(hue),描述了颜色的基本属性;S代表饱和度(saturation),反映了颜色的鲜艳程度;V代表亮度

$$H = \begin{cases} 0^\circ, V = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} \right), V = R \\ 60^\circ \times \left(\frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} \right) + 120^\circ, V = G \\ 60^\circ \times \left(\frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} \right) + 240^\circ, V = B \\ H + 360^\circ, V < 0 \end{cases} \quad (6)$$

在单独分析H(色调)、S(饱和度)、V(亮度)3个分量时,其各自的颜色特征提取效果如图3所示,展示了不同维度下颜色信息的独特呈现。综合考虑3个分量,进行HSV颜色特征的整体提取时,所得效果如图4所示,这种整体性的视角能够更全面地捕捉颜色信息的综合特性。

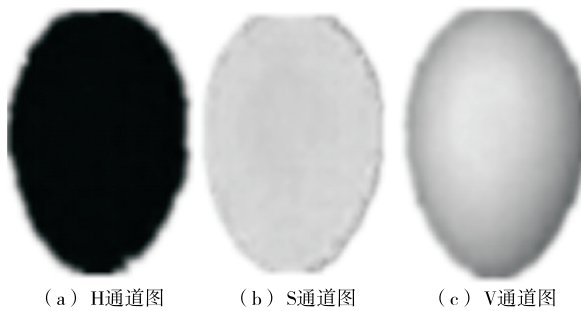


图3 H、S、V单个通道图

Figure 3 H, S, V single channel diagram

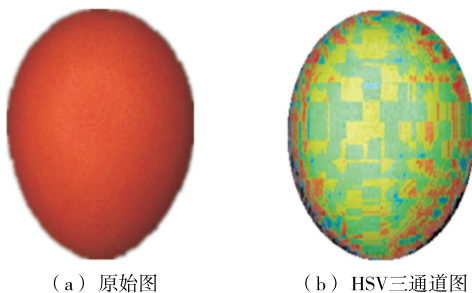


图4 HSV提取效果图

Figure 4 HSV extraction effect diagram

2.2 纹理特征

在图像处理与模式识别领域,局部二值模式(local binary pattern, LBP)作为一种有效的纹理描述符,被广泛

(value),即颜色的明暗程度。为了将常见的RGB颜色值转换至HSV色彩空间,运用式(4)~式(6)精确地将R、G、B 3个分量的值映射到HSV色彩模型的相应参数上,能够更准确地分析和识别出鸡蛋的颜色特性。

$$V = \max(R, G, B), \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}, \quad (5)$$

用于提取图像中的局部纹理特征^[6-7]。LBP的核心思想是将中心像素与其周围像素进行比较,并根据比较结果生成一个二进制编码,该编码即代表了该区域的局部纹理模式。通过一系列位运算和加权求和来量化纹理特征,从而实现对鸡蛋图像局部纹理的有效提取。

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^m 2^i S(g_i - g_c), \quad (7)$$

式中:

$$S(x) = \begin{cases} 1, & g_i \geq g_c \\ 0, & g_i < g_c \end{cases}$$

m, g_c ——区域像素点数和中心灰度值;

$(x_c, y_c), g_i$ ——中心像素和相邻像素的灰度值。

在图像处理与特征提取领域中,应用LBP来分析并抽取鸡蛋图像的独特纹理特征是一种有效的方法。如图5所示,原始鸡蛋图像经过LBP算法处理后,其表面细微的纹理变化被有效捕捉并转化为一种更具区分度的特征。这种处理方式不仅增强了图像中关键纹理信息的显著性,还减少了光照变化等外部因素对图像分析的不利影响,从而提高了后续图像识别或分类任务的准确性和鲁棒性。

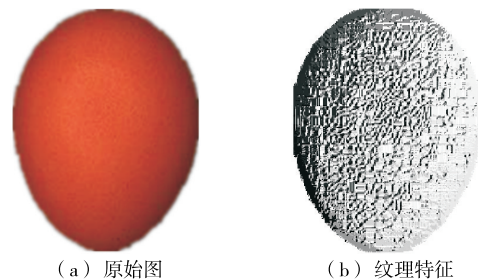


图5 LBP纹理特征图

Figure 5 LBP texture feature map

2.3 形状特征

在图像处理中,梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)^[8]是一种强大的特征描述符,其专注于图像中物体的边缘形状特征,而相对忽略背景和颜色信息。这种方法特别适用于光照条件多变的情况,因为其具有较强的容错能力。试验利用HOG方法提取鸡蛋图像的

$$\begin{cases} G_x(x,y)=H(x+1,y)-H(x-1,y) \\ G_y(x,y)=H(x,y+1)-H(x,y-1) \end{cases} \quad (8)$$
$$\begin{cases} G(x,y)=\sqrt{G_x(x,y)^2+G_y(x,y)^2} \\ \alpha(x,y)=\arctan \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)} \end{cases} \quad (9)$$

式中:

$G_x(x,y)$ 、 $G_y(x,y)$ ——水平方向和垂直方向的

梯度;

$G(x,y)$ ——像素点 (x,y) 处的梯度幅值;

$H(x,y)$ ——点 (x,y) 处的像素值;

$\alpha(x,y)$ ——像素点 (x,y) 处的梯度方向。

通过应用HOG方法,从鸡蛋图像中提取的形状特征如图6所示。由图6可知,HOG方法能够较为准确地识别出鸡蛋图像的边缘和形状。

3 试验系统

3.1 硬件系统

鸡蛋外观品质检测的硬件架构核心组件包括高性能计算机、精密CCD摄像头、高效图像捕获板卡、稳固承载平台、封闭光环境室以及定制光源系统(图7)。

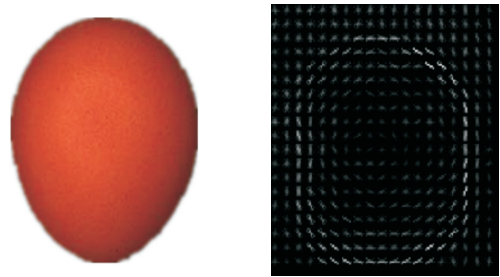


图6 HOG形状特征图

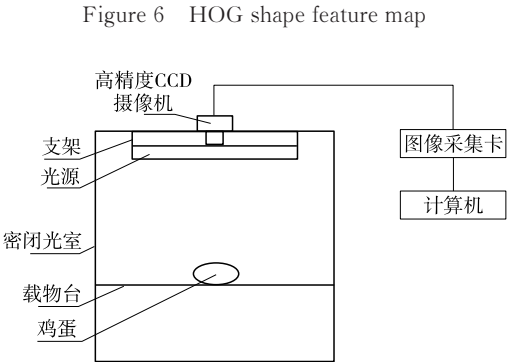


图7 硬件系统组成图

3.2 CNN-SVM模型

试验设计了CNN-SVM混合模型,融合CNN的自动特征提取与SVM的分类泛化能力。通过6层CNN架构(见图8)提取鸡蛋图像特征,并经全连接层整合后,由SVM分类器实现精准分类。此模型有效削弱了个体差异与噪声影响,增强特征差异,提升分类准确性和鲁棒性。

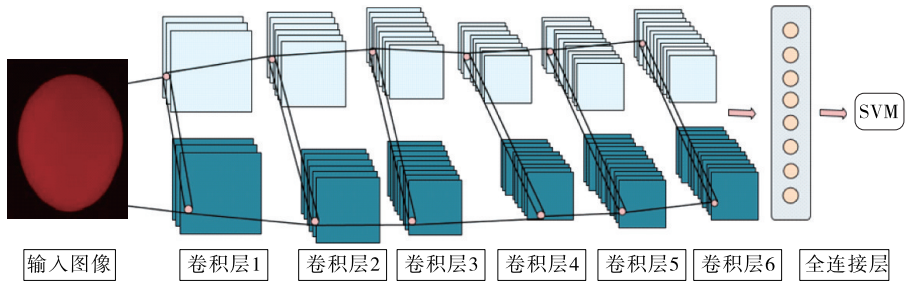


图8 CNN-SVM模型结构示意图

在鸡蛋外观检测中,为提升效率与精度,采用CNN-SVM混合模型替代传统CNN+softmax。此策略核心在于SVM决策机制更精简高效,注重结构风险最小化减少过拟合,目标函数凸性确保全局最优解。实际部署时,CNN提取特征,SVM分类,结合两者优势,既加速分类又提升精度与鲁棒性^[9-10]。整个流程优化分类任务如图9所示,展示了从特征提取到分类决策的高效过程。

4 试验方法与结果

4.1 数据集来源

试验所采用的鸡蛋数据集源自江苏镇江某生态养鸡场,数据集由同批次饲养的海兰鸡产出的480枚新鲜鸡蛋组成,这些鸡蛋在生长环境、饲养条件及品种上保持了一致性。

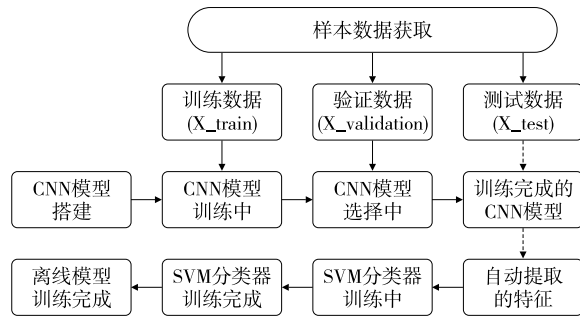


图9 CNN-SVM模型训练过程示意图

Figure 9 CNN-SVM model training process diagram

4.2 采集过程

(1) 精细清理与检查:收集初期,所有鸡蛋均经过严格的蛋壳表面清理步骤,使用温和且无害的方法去除表面可能附着的尘土、粪便等杂质。随后,进行全面的视觉检查,确保每枚鸡蛋表面完好无损,无裂痕、凹陷或其他物理损伤,以保证数据集的初始质量。

(2) 分类处理:在实验室环境中,利用专业的检测工具和方法,对清理后的鸡蛋进行细致的分类。分类依据

为蛋壳的完整性状态,将鸡蛋分为蛋壳结构完美的正常鸡蛋(80枚)和存在不同程度蛋壳裂纹的裂纹鸡蛋(400枚)两大类。

4.3 数据集多样性

(1) 种类多样性:虽然所有鸡蛋均来自同一批次的海兰鸡,但通过蛋壳完整性的分类,数据集形成了两类具有显著差异的样本——正常鸡蛋与裂纹鸡蛋。这种基于物理特性的分类,为探讨蛋壳完整性与鸡蛋品质、贮藏稳定性等之间的关系提供了数据支持。

(2) 状态多样性:在裂纹鸡蛋类别中,由于裂纹程度的不同(如细微裂纹、明显裂痕等),进一步增加了数据集的复杂性。这种多样性有助于模型在训练过程中学习到更多关于裂纹特征的信息,提高其在实际应用中的识别精度和泛化能力。

试验所构建的鸡蛋数据集在来源、采集过程及多样性方面均具备较高的质量和代表性。为了进一步细化分析,依据裂纹的尺寸与复杂度,将400枚裂纹鸡蛋划分为复杂裂纹类、显著大裂纹类、较小裂纹类以及细微裂纹类4类,其分类标准见表1。

表1 裂纹类别的分类标准

Table 1 Criteria for classification of cracks

裂纹类别	描述	量化标准
复杂裂纹类	裂纹多方向交织,形状不规则,范围广泛	裂纹数量 ≥ 3 条,且至少有一条裂纹长度超过蛋壳周长的1/4或裂纹交织形成复杂网络
显著大裂纹类	裂纹明显,宽度较大,可能贯穿蛋壳	裂纹最大宽度 ≥ 5 像素(或根据实际图像分辨率调整),长度 $\geq$ 蛋壳周长的1/8
较小裂纹类	裂纹尺寸较小,长度和宽度均有限	裂纹最大宽度为1~5像素(或根据实际图像分辨率调整),长度 $<$ 蛋壳周长的1/8
细微裂纹类	裂纹极其细微,肉眼难以直接察觉	裂纹最大宽度 < 1 像素(或需特殊成像技术才能清晰识别),长度和宽度均极小

图10为分类后的裂纹鸡蛋在RGB色彩模式下的图像特征,其中,参数 W 被用来量化裂纹在图像中的宽度表现(像素)。

4.4 评价指标

为了衡量鸡蛋外观品质检测效果,选择准确率(A_c)、 F_1 分数、召回率(R_e)和精确率(P_r)作为评价指标^[11-12],并分别按式(10)~式(13)进行计算。

$$A_c = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \quad (10)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_r \times R_e}{P_r + R_e}, \quad (11)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (12)$$

$$P_r = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (13)$$

式中:

T_p, F_p ——实际为正的样本预测为正的样本数量和

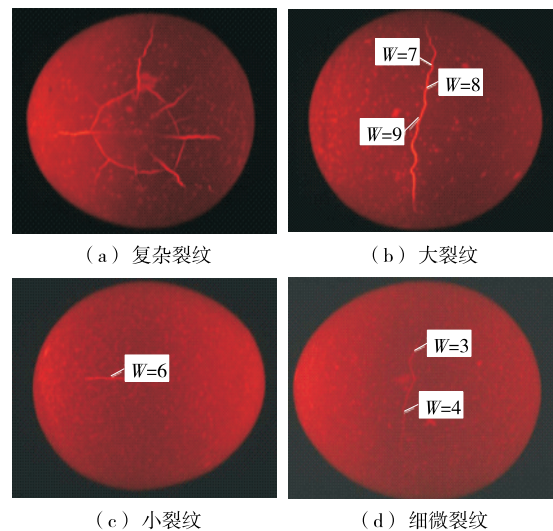


图10 不同裂纹类型

Figure 10 Different crack types

实际为负的样本预测为正的样本；

T_N 、 F_N ——实际为负的样本预测为负的样本数量和实际为正的样本预测为负的样本数量。

4.5 结果与分析

为了确保试验结果的稳健性与可信度达到最优,引入均衡随机分配策略,按 3:1:1 将数据集样本划分为训练集、验证集和测试集^[13]。对于鸡蛋裂纹的分类,将正常鸡蛋标记为 1,复杂裂纹标记为 2,大裂纹标记为 3,小裂纹标记为 4,细微裂纹标记为 5。

在对比试验中,首先对鸡蛋图像进行预处理,以消除噪声、增强图像质量,并提取关键特征。选择 4 种不同的模型[K 最近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、卷积神经网络(CNN)以及 CNN-SVM^[14-16]]进行对比,结果见表 2。

由表 2 可知,CNN-SVM 模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数方面表现优异,其值分别为 97.97%,98.10%,98.10%,98.00%。这一结果不仅优于 SVM 模型和 CNN

表 2 鸡蛋外观品质检测结果

模型	准确率	精确率	召回率	F_1 分数
KNN	77.46	79.44	76.75	76.90
SVM	92.14	92.30	91.76	91.90
CNN	95.00	95.27	95.26	95.10
CNN-SVM	97.97	98.10	98.10	98.00

模型,也显著优于 KNN 模型。KNN 模型在鸡蛋外观品质检测上的精度最低,其准确率、精确率、召回率和 F_1 分数分别为 77.46%,79.44%,76.75%,76.90%。

为了进一步验证 CNN-SVM 在鸡蛋外观品质检测中的有效性,将 CNN-SVM 与 CNN、长短期记忆网络(LSTM)、极限学习机(ELM)以及 CNN-ELM 等模型进行对比,结果见表 3。

表 3 不同算法鸡蛋外观品质检测结果

Table 3 Results of egg appearance quality detection by different algorithms %								
模型	验证集				测试集			
	准确率	精确率	召回率	F_1 分数	准确率	精确率	召回率	F_1 分数
CNN	82.86	84.06	88.31	89.63	82.78	84.56	86.39	86.68
LSTM	89.75	88.64	89.67	89.88	93.63	88.64	89.62	89.67
ELM	90.71	88.88	94.91	91.80	94.71	93.81	94.73	91.26
CNN-ELM	93.43	90.35	93.78	92.14	94.28	94.35	95.27	93.31
CNN-SVM	97.02	93.50	96.91	94.05	96.69	96.42	96.76	94.47

由表 3 可知,CNN-SVM 模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数等关键指标上具有显著优势,说明 CNN-SVM 模型在鸡蛋外观品质检测中的高效性。通过不断优化模型结构和参数,有望进一步提高鸡蛋外观品质检测的精度。

4.6 不同参数对比分析

为验证不同参数组合对检测效果的影响,分别对比不同迭代次数和核尺寸对检测准确率的影响,对比结果如图 11 和图 12 所示。

由图 11 可知,随着迭代次数的增加,检测准确率不断提高,迭代 90 次时,算法开始收敛,精度将不再增加。由图 12 可知,不同核尺寸下的检测准确率不同,当核尺寸为 6 时,CNN-SVM 模型的准确率最高。

4.7 鲁棒性分析

鲁棒性是指模型在输入数据中存在噪声、干扰、变化等情况下,仍然能够准确地输出预期结果的能力。在实际应用中,数据往往存在各种不确定性和噪声,因此模型的鲁棒性对于其在实际场景中的表现至关重要。为了验证 CNN-SVM 模型的鲁棒性,将其与 CNN 模型、SVM 模型、深度置信网络进行对比,在干净数据集 A、含噪声数据

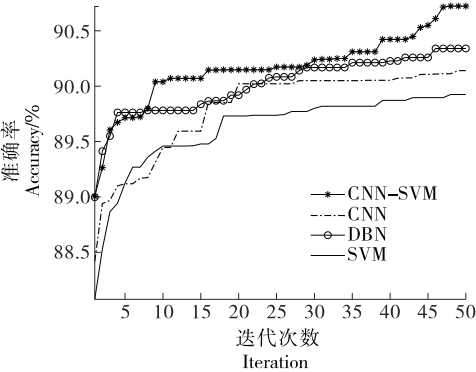


图 11 迭代次数与准确率关系图
Figure 11 Relationship between different iterations and accuracy

集 B 和不平衡数据集 C 上的对比结果见表 4。

由表 4 可知,CNN-SVM 模型通过结合 CNN 的强特征提取能力和 SVM 的强分类能力,在多个数据集上表现出较高的鲁棒性。这种模型在处理噪声数据、不平衡数据等复杂场景时,能够保持较高的分类准确率,具有较高的应用价值。

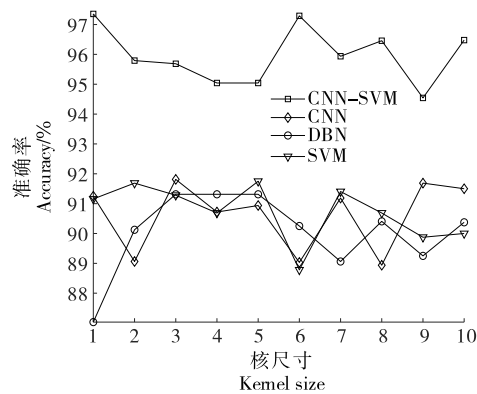


图12 不同核尺寸与准确率关系图

Figure 12 Relationship between different kernel sizes and accuracy

表4 鲁棒性分析结果

模型	数据集A	数据集B	数据集C
深度置信网络	96.3	91.8	89.2
SVM	95.4	88.5	85.8
CNN	97.2	90.6	88.4
CNN-SVM	98.5	95.0	92.7

5 结论

为提高鸡蛋外观品质检测的精度,结合CNN的自适应特征提取功能和SVM的超强泛化分类性能,通过6层卷积神经网络结构处理提取全连接层的特征,并将这些特征送入SVM分类器进行分类,构建了一个基于CNN-SVM模型的鸡蛋外观品质检测方法。与SVM模型、CNN模型和KNN模型相比,CNN-SVM模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数方面表现优异,分别为97.97%, 98.10%, 98.10%, 98.00%。KNN模型在鸡蛋外观品质检测上的精度最低,其准确率、精确率、召回率和 F_1 分数分别为77.46%, 79.44%, 76.75%, 76.90%。综上,CNN-SVM模型可以有效提高鸡蛋外观品质检测的准确性。后续可对比其他种类的预处理与特征提取技术,进而为构建更加高效、准确、适应性强的鸡蛋外观品质检测模型提供依据。

参考文献

- [1] 张晓芳, 郁志宏, 张涛, 等. 基于遗传神经网络的鸡蛋外观品质检测[J]. 农机化研究, 2008, 30(5): 122-124.
- ZHANG X F, YU Z H, ZHANG T, et al. Appearance quality of eggs detection based on genetic neural network[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008, 30(5): 122-124.

- [2] 张樱飘, 于亚萍, 衡耿, 等. 基于图像处理鸡蛋表面污染物面积的检测条件比较研究[J]. 机电工程技术, 2020, 49(10): 72-74.
- ZHANG Y P, YU Y P, HENG G, et al. Research on detection condition comparison of egg contaminant based on image processing[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2020, 49(10): 72-74.
- [3] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计及试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 38-45.
- [4] DMITRY G, BO D, DUAA M, et al. Customized convolutional neural network for accurate detection of deep fake images in video collections[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 79(5): 1995-2014.
- [5] 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.
- [6] 李嘉宜, 丁义文, 艾民珉. 光谱检测技术在禽蛋品质评价中的应用研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(2): 185-195.
- LI J Y, DING Y W, AI M M. Research progress on the application of spectroscopic detection technology in the quality evaluation of poultry eggs[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2024, 15(2): 185-195.
- [7] 庄珑昱, 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.
- [8] MATSUGU M, MORI K, MITARI Y, et al. Subject independent facial expression recognition with robust face detection using a convolutional neural network[J]. Neural Networks, 2003, 16(5): 555-559.
- [9] LIU W, DUAN C W, YU B, et al. Multi-pose pedestrian detection based on posterior HOG feature[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 217-224.
- [10] 赖嘉雯, 汪宇玲, 蔡晓宇, 等. 基于CNN-SVM的多维度信息融合半月板撕裂分类方法[J]. 波谱学杂志, 2023, 40(4): 423-434.
- LAI J W, WANG Y L, CAI X Y, et al. Multidimensional information fusion method for meniscal tear classification based on CNN-SVM[J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance, 2023, 40(4): 423-434.

(下转第156页)

- 响因素研究[J]. 食品与生物技术学报, 2023, 42(3): 20-29.
- ZUO Q L, ZHANG W Y, YANG W L, et al. Study on factors of sweetness and side taste of sugar alcohol sweetener[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2023, 42(3): 20-29.
- [6] 胡筱波, 陈文飞, 顾泽茂, 等. 抗冻剂对蒸煮小龙虾虾仁冻融后品质的影响[J]. 食品与机械, 2023, 39(1): 116-124, 151.
- HU X B, CHEN W F, GU Z M, et al. Effect of antifreeze on the quality of cooked crawfish tail meat after freeze-thawed[J]. Food & Machinery, 2023, 39(1): 116-124, 151.
- [7] 姜慧洁, 慎凯峰, 刘奇, 等. 微晶纤维素颗粒外加技术对铁皮石斛复方片崩解时间的影响[J]. 中成药, 2023, 45(12): 4 091-4 095.
- JIANG H J, SHEN K F, LIU Q, et al. Effect of external-added microcrystalline cellulose particles on the disintegration time of *Dendrobium officinale* compound tablets[J]. Chinese Traditional Plant Medicine, 2023, 45(12): 4 091-4 095.
- [8] 吴利苹, 黄燕巧, 王磊, 等. 多维牛磺酸咀嚼片的制备工艺及稳定性研究[J]. 中国食品添加剂, 2023, 34(4): 250-258.
- WU L P, HUANG Y Q, WANG L, et al. Preparation technology and stability of multi-dimensional taurine chewable tablets[J]. China Food Additives, 2023, 34(4): 250-258.
- [9] 刘琪龙, 韩海霞, 包晓玮, 等. 甜菜红素喷雾干燥粉抗氧化活性及其咀嚼片的研制[J]. 新疆农业科学, 2021, 58(6): 1 145-1 153.
- LIU Q L, HAN H X, BAO X W, et al. Study on antioxidant effect and preparation technology of chewable tablets of betacyanins spray-dried powder[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2021, 58(6): 1 145-1 153.
- [10] NEWMAN A W, VITEZ I M, MUELLER R L, et al. Sorbitol [J]. Analytical Profiles of Drug Substances & Excipients, 1999, 26: 459-502.
- [11] 殷冬梅, 胡贵成. 赋形剂结晶山梨糖醇压片工艺探讨[J]. 河北化工, 2007, 30(7): 38-39.
- YIN D M, HU G C. Discussion on the tableting process of excipient crystalline sorbitol[J]. Coal and Chemical Industry, 2007, 30(7): 38-39.
- [12] 周日尤. 山梨糖醇直接压片的研究[J]. 广西轻工业, 2000(3): 15-16.
- ZHOU R Y. Research on direct tableting of sorbitol[J]. Guangxi Journal of Light Industry, 2000(3): 15-16.
- [13] 涂宏建, 于善凯, 贾福怀, 等. 不同型号结晶山梨糖醇的粉体特性对比研究[J]. 中国食品添加剂, 2020, 31(12): 52-56.
- TU H J, YU S K, JIA F H, et al. Investigation of micromeritics properties of different types of sorbitol[J]. China Food Additives, 2020, 31(12): 52-56.
- [14] 谢曙钊, 胥会祥, 区汉东, 等. 造粒方法及设备的研究进展[J]. 化工装备技术, 2022, 43(1): 10-14.
- XIE S Z, XU H X, OU H D, et al. Research progress of granulation methods and equipment[J]. Chemical Equipment Technology, 2022, 43(1): 10-14.
- [15] 刘珈羽, 郭换, 肖佳雯, 等. 不同粒径白及粉的粉体学性质及体外溶出度比较[J]. 中国实验方剂学杂志, 2018, 24(3): 25-29.
- LIU J Y, GUO H, XIAO J W, et al. Comparison of micromeritics properties and in vitro dissolution of Bletillae Rhizoma powder with different particle size[J]. Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae, 2018, 24(3): 25-29.
- [16] 黄梅华, 吴儒华, 何全光, 等. 不同粒径金花茶花粉体物理特性[J]. 食品科学, 2018, 39(3): 76-82.
- HUANG M H, WU R H, HE Q G, et al. Physical characteristics of Camellia chrysantha (Hu) Tuyama flower powder with different particle sizes[J]. Food Science, 2018, 39(3): 76-82.
- [17] 王阳, 颜才植, 叶发银, 等. 膳食纤维粉体流动性与其颗粒结构的关系[J]. 食品科学, 2018, 39(10): 84-88.
- WANG Y, YAN C Z, YE F Y, et al. Relationship between flowability and particle structure of dietary fiber powders[J]. Food Science, 2018, 39(10): 84-88.
- [18] 姜奉华, 陶珍东. 粉体制备原理与技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2019: 17-20.
- JIANG F H, TAO Z D. Principles and technology of powder preparation[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2019: 17-20.
- (上接第 119 页)
- [11] 李旭东, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于 CNN-SVM 的飞机 EHA 故障诊断算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(1): 230-240.
- LI X D, LI Y J, CAO Y Y, et al. Study on fault diagnosis algorithms of EHA based on CNN-SVM[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(1): 230-240.
- [12] 方明明, 刘静. 基于回归卷积神经网络的近红外光谱苹果脆片品质评价方法研究[J]. 食品科技, 2020, 45(7): 303-308.
- FANG M M, LIU J. Evaluation method of apple chips quality by near infrared spectroscopy based on regressive convolutional neural network[J]. Food Science and Technology, 2020, 45(7): 303-308.
- [13] 王浩云, 李晓凡, 李亦白, 等. 基于高光谱图像和 3D-CNN 的苹果多品质参数无损检测[J]. 南京农业大学学报, 2020, 43(1): 178-185.
- WANG H Y, LI X F, LI Y B, et al. Research on non-destructive detection of apple multi-quality parameters based on hyperspectral imaging technology and 3D-CNN[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020, 43(1): 178-185.
- [14] LIU Y, ZENG L, HUANG Y. An efficient HOG-ALBP feature for pedestrian detection[J]. Signal Image and Video Processing, 2014, 8(S1): 125-134.
- [15] VALAPPIL N K, MEMON Q A. CNN-SVM based vehicle detection for UAV platform[J]. International Journal of Hybrid Intelligent Systems, 2021, 17(1): 1-12.
- [16] XUE D X, ZHANG R, FENG H, et al. CNN-SVM for microvascular morphological type recognition with data augmentation[J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2016, 36(6): 755-764.