

基于 YOLOv8 的疫苗胚蛋活性视觉检测

蔡健荣，朱文辉，乔宇，李奇洋，梁小祥，杨笑难，潘丙科

(江苏大学食品与生物工程学院，镇江 212000)

摘要：胚蛋活性检测对疫苗生产的质量与安全至关重要。传统机器视觉检测方法严重依赖人为设计的特征提取算法，对图像质量和环境条件要求高，检测结果稳定性和容错性差，导致实际检测过程中的通用性受到限制，为克服这种缺陷，该研究提出一种基于改进 YOLOv8 的疫苗胚蛋活性检测模型。采用自主设计图像采集装置，采集孵化 10~11 d 的胚蛋图像，通过几何变换、颜色调整、图像增强等方式构建并扩充数据集；采用 ShuffleNetV2 替换 YOLOv8 模型的骨干网络，在保持准确率的同时显著减少了计算复杂度，能更好地部署到嵌入式设备中；在 YOLOv8 颈部网络的卷积层后添加动态蛇形卷积层，通过其自适应地聚焦于细长和迂回的局部结构，准确地捕捉管状结构的性质特征，从而提高胚蛋检测的准确率；使用 EIOU (embedding intersection over union) 损失函数，用于适应研究中边界框对齐和形状相似的场景，构建了符合试验中胚蛋图像的网络模型，以实现疫苗胚蛋活性快速、无损、批量检测。试验结果表明，改进 YOLOv8 模型精确率、召回率、平均精度均值 (mAP₅₀₋₉₅) 分别达 99.2%、98.2%、96.9%，对比原始 YOLOv8 模型分别提高了 2、0.3、1.5 个百分点，模型计算复杂度与推理时间相较于原模型分别降低 60.9%、60.5%。说明此模型可以更好地实现疫苗胚蛋活性无损检测，为自动化批量检测提供理论依据。

关键词：疫苗胚蛋；目标检测；YOLOv8；ShuffleNetV2；动态蛇形卷积

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406044

中图分类号: TS253.7

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-21-0274-11

蔡健荣，朱文辉，乔宇，等. 基于 YOLOv8 的疫苗胚蛋活性视觉检测[J]. 农业工程学报，2024，40(21): 274-284. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406044 <http://www.tcsae.org>

CAI Jianrong, ZHU Wenhui, QIAO Yu, et al. Visual detection method for vaccine embryo vitality based on YOLOv8[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(21): 274-284. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406044 <http://www.tcsae.org>

0 引言

在生物疫苗的制备过程中，通常选用无菌蛋，即 SPF (specific pathogen free) 种蛋，孵化 10 d 后接种所需病毒株，继续孵化 3 d 后提取活胚蛋中带病毒囊液，经灭活、纯化等处理后形成疫苗制剂^[1]。种蛋孵化过程中，在接种病毒前和提取囊液前均需检测胚蛋活性，并剔除死胚蛋和无精蛋，以保证胚胎内的病毒有效增殖和活性，避免坏死的胚蛋组织污染疫苗。

目前，胚蛋活性检测的方法主要有近红外光谱检测法^[2]、机器视觉检测法^[3]、声学敲击检测法^[4-5]、高光谱检测法^[6]、抽样生化检测法^[7]、光电检测法^[8-9]和人工检测法等。上述检测方法以胚蛋发育进程中的心跳、血管分布、透光度、生化物质含量及酶活性等指标为依据。近红外光谱检测、声学敲击检测、高光谱检测、光电检测等方法，是通过获取间接信息来检测胚蛋活性，不同的试验条件、试验方法会存在差异，研究结果的可比性差，难以形成通用的检测模式，对低水平活性的胚蛋检测灵敏度不高；人工检测方法需要较长的操作时间和较

高的人力成本，长时间作业易引起视觉疲劳而导致误判，也难以适应大批量疫苗生产的需求；抽样生化检测和声学敲击检测方法，可能对胚蛋孵育造成影响，干扰其正常的发育进程^[10]。据行业报道^[11]，目前大中型疫苗生产企业胚蛋的处理量可达到 4 万枚/h 以上，但国内缺少高精度、高通量胚蛋活性检测设备。

机器视觉在胚蛋活性检测方面有着巨大的应用前景^[12]。其检测原理是利用图像处理和机器学习算法，通过分析胚蛋图像的颜色、形状和纹理特征评估其活性。刘川来等^[13]基于 Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus 算法，检测胚蛋图像中的光斑噪声，提出了一种局部非噪声像素灰度均值消斑算法消除噪声，根据边缘检测算法及形态学处理判定胚蛋的活性，对 360 幅图像测试的准确率达 96.94%。黄超等^[14]采用基于最小类内指数方差的自适应阈值图像处理方法，有效解决了胚蛋图像灰度不均匀、蛋壳质量不均匀等因素造成的胚蛋血脉提取问题，得到活胚蛋主血脉的二值图像，通过计算主血脉二值图像面积和周长的比值来判定胚蛋的成活性，准确率达 100%。单宝明^[15]通过形态学滤波进行图像增强处理、采用 Weighted Fuzzy C-Means Clustering Algorithm 算法进行自适应阈值分割、经二值化处理后提取胚蛋中的血丝信息判定胚蛋活性，准确率达 99.33%。

上述研究严格控制光源亮度和角度，在实验室环境下静态采集单枚胚蛋图像，可以获得高质量原始图像，

收稿日期: 2024-06-06 修订日期: 2024-09-09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51975259)

作者简介: 蔡健荣，博士，教授，博士生导师，研究方向为食品、农产品质量快速无损检测。Email: jrcai@ujs.edu.cn

但在血丝颜色、轮廓等特征提取时，仍出现细小、不清晰血丝特征提取困难的问题。如果将研究成果面向生产线检测，那么胚蛋摆放形式、检测速度和光照环境应满足生产线的要求，需采用标准规格的蛋托，胚蛋气室向上摆放，上述研究成果是否适应在线检测的要求还有待实践考证。

随着现代农业向自动化、智能化方向发展，机器视觉技术变得愈发重要^[16]。在机器视觉的众多目标识别模型中，YOLOv8 作为实时目标检测算法，凭借其高精度、轻量化结构和快速推理能力，在复杂的农业环境中，实现了对作物、害虫、农机等多种目标的高效识别^[17-21]。

YOLOv8 作为一种高效的实时目标检测模型^[22]，在农业领域展现了出色的检测能力。目前疫苗胚蛋活性视觉检测仍依赖传统视觉检测方案，为实现更高的准确率、更快的检测速度以及更广泛的适用性、同时满足低算力移动设备的部署条件，本文模拟工业化作业场景模式，采用标准蛋托和装载方式，将 YOLOv8 目标检测模型用于疫苗胚蛋活性的快速、无损检测，为高精度、高通量检测装备的开发提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验材料和样本制备

试验材料为 140 枚白壳白羽鸡种蛋，剔除厚壳、破损、异形和表面污渍超 1/4 蛋壳面积的种蛋，剩余 129 枚。清洗种蛋表面并风干，测量其纵横径、质量（表 1），编号后将气室向上静置 24 h 以矫正气室位置。然后将种蛋置于温度为 $(37.8 \pm 1)^\circ\text{C}$ ，相对湿度为 $55\% \pm 5\%$ 的孵化箱内孵育。为丰富胚蛋种类，在试验开始前混入一定比例的无精蛋；并在孵化的第 3 天采用人为高温致死法获得死胚蛋样本，即将种蛋静置于温度为 $(50 \pm 2)^\circ\text{C}$ 的恒温水浴锅中 4 h 后在室温下自然冷却，再重新放入孵化箱中。根据第 7 天人工照蛋的检测结果，统计得到活胚蛋 84 枚，死胚蛋 21 枚，无精蛋 24 枚。

表 1 试验种蛋物理参数

种蛋物理参数 Physical parameters of eggs	范围 Range	平均值 Mean	标准差 Standard deviation
横径 Horizontal diameter/mm	39.09~52.37	42.31	1.59
纵径 Vertical diameter/mm	50.06~63.12	54.37	2.34
质量 Weight/g	44.67~70.91	54.03	5.22

1.2 胚蛋图像采集

图 1 为设计的胚蛋图像采集装置示意图，由 LED 光源（3 W，暖白）、相机（MER2-1 220-9GM，大恒图像）、计算机、灯罩、蛋托（孵化厂专用蛋格 $4.5\text{ cm} \times 4.5\text{ cm}$ ）、电源（5 V，直流）、暗箱等组成。检测环境模拟实际生产时的批量检测场景，采用上下垂直照蛋，斜上方 60° 对称采集种蛋图像的方案。预试验表明，采用暖白色 LED 光源可有效凸显胚蛋图像特征；相机分辨率为 $(4\,024 \times 3\,036)$

像素可展示胚蛋的微小细节；在暗箱中采集图像以防止外界光线干扰，采用多层褶皱黑色硅胶灯罩以避免光线照射到相邻胚蛋造成反光干扰。

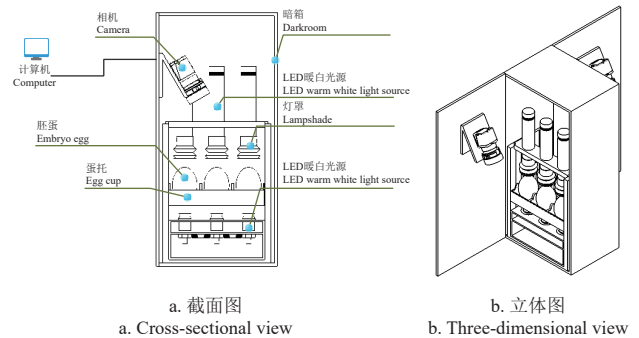


图 1 胚蛋图像采集装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of embryo image acquisition device

入孵后，正常发育的活胚蛋具有气室增大、边缘清晰、胚胎上浮、胚体弯曲、头部较大、有明显黑点等特征，尿囊血管呈蜘蛛网状向四周扩张，并向尖端“合拢”，包围全部蛋白；死胚蛋则气室增大、边缘界限模糊、蛋黄内出现红色半环或条状血圈、蛋内半透明且无血管分布、中央出现死胚团块；无精蛋则蛋内透明，隐约可见蛋黄浮动的暗影或散黄浮动、气室增大且边缘界限不明显^[23]。

根据疫苗蛋生产流程，胚蛋孵化 10 d 后先检测其活性后再钻孔接种病毒，为丰富图像数据，将种蛋沿纵轴随机旋转，从多角度采集图像数据。试验共采集 725 张图像，其中活胚蛋、死胚蛋、无精蛋分别为 530、125 和 70 张。图 2 为采集三类胚蛋的原始图像。

1.3 胚蛋数据集构建

利用 AnyLabeling 工具对原始图像进行特征标注，分别将活胚蛋（live egg）、死胚蛋（dead egg）、无精蛋（unfertilized egg）标注为 LE、DE、UE 三个类别与边框信息一起保存在 JSON 格式文件再转换为 XML 文件，得到 YOLO v8 所需的 yolo 格式文件。

由于采集的死胚蛋和无精蛋样本数量相对较少，会影响机器学习模型的预测能力。为解决这一问题，对原始图像进行几何变换、颜色调整和图像增强处理，以扩充死胚蛋和无精蛋的样本数量如图 3 所示。将所有图像按 6:4 比例划分为训练集和验证集，具体数量见表 2。

1.4 经典 YOLOv8 模型及优化

1.4.1 YOLOv8 模型与改进 YOLOv8-SDE 模型

YOLOv8 是一种用于实时目标检测的深度学习模型，在 YOLO（You only look once）系列的基础上进行了改进，由骨干网络、颈部网络、预测头模块、损失函数和数据增强模块^[24]组成。

为了进一步提升 YOLOv8 模型性能与适用性，本文提出 YOLOv8-SDE 模型。首先，采用 ShuffleNetV2 替换原有的骨干网络，大幅降低了计算成本，使得模型在资源受限的设备上依然能够高效运行，适合自动化设备的应用场景。

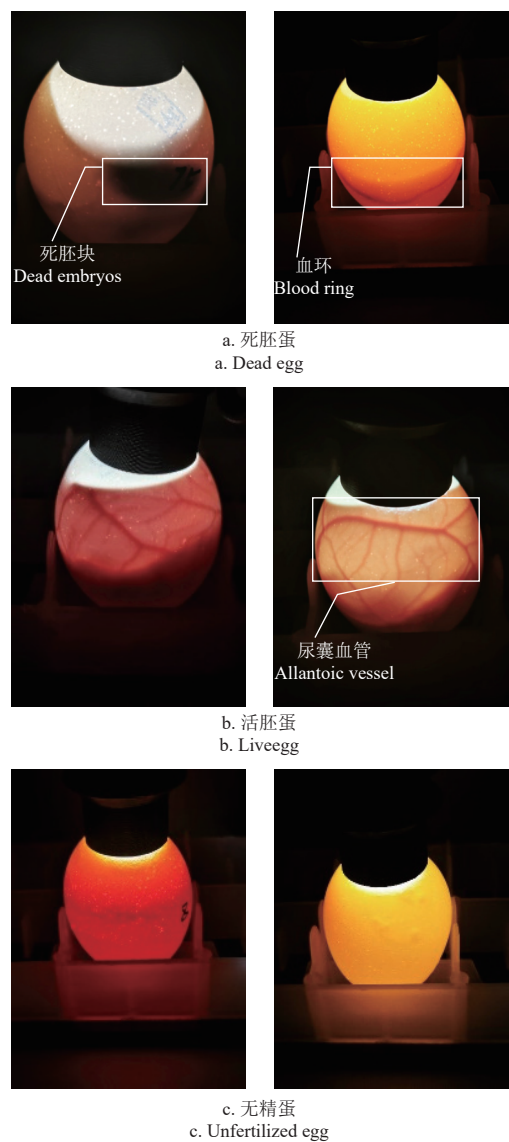


图2 死胚蛋、无精蛋、活胚蛋采集图像对比
Fig.2 Comparison of images of dead egg, unfertilized egg, and live egg

其次，在颈部网络中引入动态蛇形卷积层，该层能够更加准确地捕捉复杂的空间特征，从而提升对活胚蛋、

死胚蛋和无精蛋等不同状态的分类精度，为疫苗生产过程中的胚蛋质量控制提供了有力支持。最后，采用EIOU损失函数对边界框回归进行优化，进一步提高检测的精度与鲁棒性。

表2 试验数据集

Table 2 Experimental dataset				
数据集 Dataset	总数 Total	活胚蛋 Live egg (LE)	无精蛋 Unfertilized egg (UE)	死胚蛋 Dead egg (DE)
训练集 Training set	738	309	115	314
验证集 Test set	492	221	80	191

1.4.2 骨干网络改进

疫苗胚蛋活性检测模块一般会嵌入到生产线的其他设备中形成自动化生产组件，因此检测时间需满足产量要求。相比于YOLOv8骨干网络，ShuffleNetV2^[25]拥有更小的模型尺寸和更低的计算复杂度，属于轻量级网络结构，将DarkNet替换为ShuffleNetV2能加速推理过程，有更好的响应速度。

ShuffleNetV2提出卷积层输入输出通道数相同（G1）、并注意到分组数过大所带来的坏处（G2）、减少分支以及所包含的基本单元（G3）、减少Element-wise操作（G4）4个高效网络的设计指南，在ShuffleNetV1的基础上进行修改，得到了ShuffleNetV2^[26]。模型结构单元如图4所示，在每个单元的开始，通过ChannelSplit将a特征通道的输入分为两支，分别带有a-a'和a'个通道。按照准则G3，一个分支的结构仍然保持不变，另一个分支由三个卷积组成。为满足G1，令输入和输出通道相同。与ShuffleNetV1不同的是，因为ChannelSplit分割操作已经产生了两个组，两个1×1卷积不再是组卷积（GConv）。卷积之后，把两个分支拼接（Concat）起来，从而通道数量保持不变（G1），而且也没有Add操作（Element-wise操作）（G4）。然后进行与ShuffleNetV1相同的Channel Shuffle操作来保证两个分支间能进行信息交流。上述构建模块重复堆叠以构建整个网络，称为ShuffleNetV2。

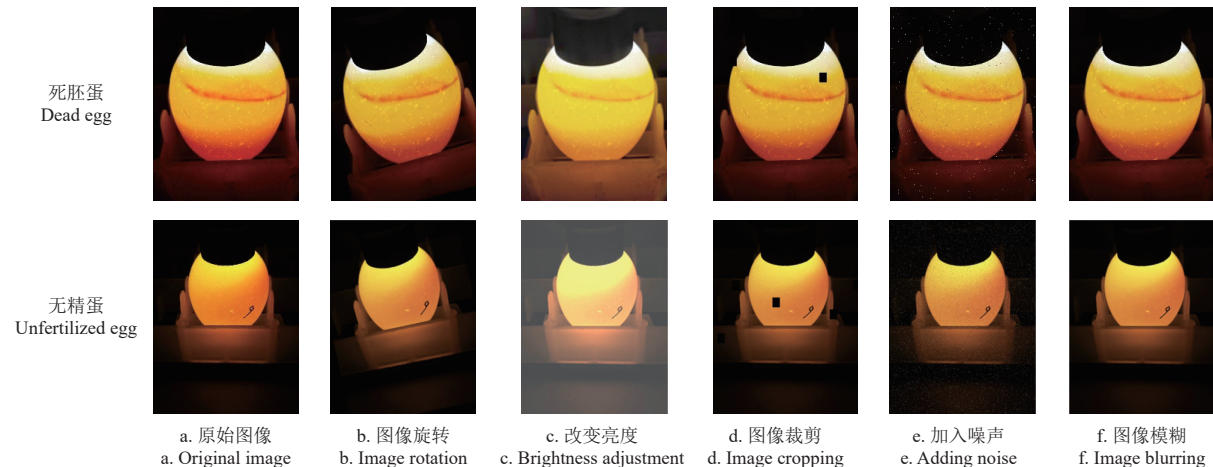


图3 死胚蛋与无精蛋数据增强
Fig.3 Data augmentation for dead embryo and unfertilized egg

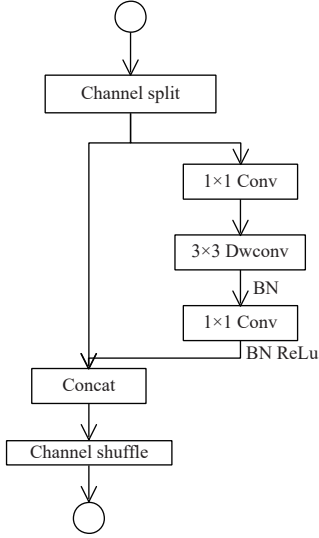


图 4 ShuffleNetV2 架构中的单元模块
Fig.4 Unit in ShuffleNetV2 architecture

1.4.3 颈部网络改进

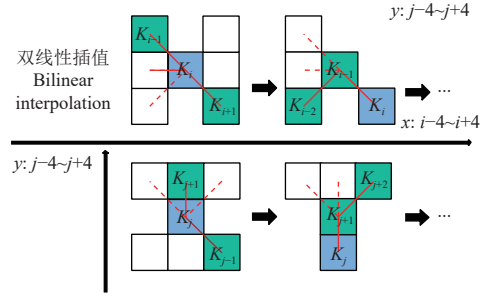
活胚蛋图像区别于死胚蛋与无精蛋，其尿囊血管呈现细长迂回的管状结构，形态多样。YOLOv8 的标准卷积是使用固定形状和参数的卷积核，识别迂回管状结构能力并非最佳。动态蛇形卷积^[27]是根据输入数据的特征，通过学习或自适应机制动态地调整卷积核的参数，以捕捉输入数据的不同尺度和形态特征，因此在 YOLOv8 模型颈部网络卷积层后添加动态蛇形卷积模块，通过捕捉更丰富的上下文信息和局部细节，可以改善模型对胚蛋的定位和识别能力，从而提升胚蛋检测的准确性和稳定性。

对于一个标准 3×3 的 2D 卷积核 K ，其表示为：

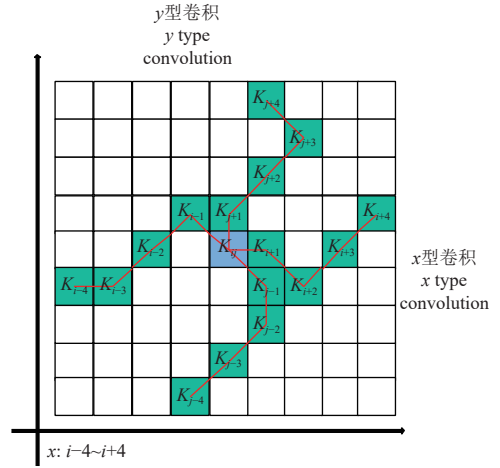
$$K = \{(x-1, y-1), (x-1, y), \dots, (x+1, y+1)\} \quad (1)$$

式中 x 代表像素的横坐标（图像的水平方向）， y 代表像素的纵坐标（图像的垂直方向），它表示在二维图像上，卷积核中心位于像素 (x, y) ，并考虑了周围 8 个相邻像素的坐标。为了赋予卷积核更多灵活性，使其能够聚焦于检测目标的复杂几何特征，受到可变形卷积的启发，引入了变形偏移 Δ 。然而，如果模型完全自由地学习变形偏移，那么感知场往往会偏离目标，在处理细长管状结构时问题尤其明显。因此，采用如图 5 所示的迭代策略，依次选择每个要处理的目标进行下一个位置的观察，从而确保关注的连续性，不会由于大的变形偏移而将感知范围扩散得太远。在动态蛇形卷积中，将标准卷积核在 x 轴和 y 轴方向都进行了直线化。

将一个大小为 9 的卷积核，以 x 轴方向为例， K 中每个网格的具体位置表示为： $K_{i \pm c} = (x_{i \pm c}, y_{i \pm c})$ ，其中 $c=0, 1, 2, 3, 4$ 表示距离中心网格的水平距离。卷积核 K 中每个网格位置 $K_{i \pm c}$ 的选择是一个累积过程。从中心位置 K_i 开始，远离中心网格的位置取决于前一个网格的位置： K_{i+1} 相对于 K_i 增加了偏移 $\Delta = \{\delta | \delta \in [-1, 1]\}$ 。因此，偏移量需要进行累加，从而确保卷积核符合线性形态结构。图 5 中 x 轴方向的变化为：



a. DSConv坐标的计算方法
a. Illustration of the coordinates calculation of the DSConv



b. DSConv的真实感受范围
b. The receptive field of the DSConv

注： K 为卷积核， x, y 为像素横纵坐标

图 5 DSConv 原理图

Fig.5 Schematic diagram of DSConv

$$K_{i \pm c} = \begin{cases} (x_{i+c}, y_{i+c}) = (x_i + c, y_i + \sum_i^{i+c} \Delta y) \\ (x_{i-c}, y_{i-c}) = (x_i - c, y_i + \sum_{i-c}^i \Delta y) \end{cases} \quad (2)$$

y 轴方向的变化为：

$$K_{j \pm c} = \begin{cases} (x_{j+c}, y_{j+c}) = (x_j + \sum_j^{j+c} \Delta x, y_j + c) \\ (x_{j-c}, y_{j-c}) = (x_j + \sum_{j-c}^j \Delta x, y_j - c) \end{cases} \quad (3)$$

由于偏移量 Δ 通常是小数，然而坐标通常是整数形式，因此采用双线性插值，表示为：

$$K_{interp} = \sum_{K'} D(K', K_{target}) \cdot K' \quad (4)$$

其中 K_{interp} 表示方程 2 和方程 3 的小数位置， K_{target} 表示目标非整数位置， K' 列举所有整数空间位置， D 是双线性插值核，可以分解为 2 个一维核，即：

$$D(K_{target}, K') = d(K_{target, x}, K'_x) \cdot d(K_{target, y}, K'_y) \quad (5)$$

式中 K'_x 与 K'_y 分别表示 x 轴方向与 y 轴方向的整数位置， $K_{target, x}$ 与 $K_{target, y}$ 分别表示 x 轴方向与 y 轴方向的目标非整数位置， d 代表一维线性插值核。

1.4.4 损失函数改进

作为一种目标检测模型，YOLOv8 通过损失函数来平衡目标定位和分类的准确性，同时优化多尺度特征的融合，以实现更精准的目标检测。

YOLOv8 采用 Intersection over union (IoU) 作为目标检测的损失函数有一定局限性。首先, IoU 对定位误差敏感, 会因定位不准确导致误判; 其次, IoU 不考虑目标的实际大小和类别不平衡问题, 对小目标和少见类别检测不准确。

EIoU (Embedding intersection over union) [28] 则考虑了目标框之间的形状相似性, 能更准确地评估检测结果与真实标注之间的重叠程度, 进一步提高了检测的准确性。由于 EIoU 引入了检测框的中心点偏移和宽高比例的误差, 对定位误差更为鲁棒, 提高了目标定位的准确性。另外, EIoU 在设计上考虑了目标形状的因素, 能更准确地评价不同形状的目标。因此, 将 IoU 调整为 EIoU, 可以更全面地评估目标检测模型的性能。其计算式如下:

$$L_{EIoU} = L_{IoU} + L_{dis} + L_{asp} \\ = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{C^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{C_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{C_h^2} \quad (6)$$

$$IoU = \frac{|B \cap B_i|}{|B \cup B_i|} \quad (7)$$

式中 L_{EIoU} 是直接对 w 和 h 的预测结果进行惩罚的损失函数, 其中 C_w 和 C_h 分别是两个矩形的闭包的宽和高; h 和 w 是预测框的高和宽; h^{gt} 和 w^{gt} 是真实框的高和宽; b 是预测框的中心点; b^{gt} 为目标框的中心点; ρ^2 是两框中心点之间的欧氏距离; C 是两框最小闭包矩形框的对角线距离[24]。 L_{EIoU} 将损失函数分成了三个部分, IoU 损失 L_{IoU} , 距离损失 L_{dis} , 边长损失 L_{asp} 。 $EIoU$ (增强交并比) 直接将目标框的边长差异作为惩罚项, 避免了 $DIoU$ (距离交并比) 中由于边长计算而导致的放大误差问题, 从而在一定程度上提高了检测精度。式 (7) 中 B 为目标真实框所占的面积; B_i 为模型预测框所占面积。

1.5 试验环境与参数

胚蛋目标检测采用的处理器为 Intel(R) Xeon(R) Platinum P-8 124 CPU @ 3.00 GHz 3.00 GHz (2 个处理器), 运行内存为 64 GB, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti, 显存大小为 11 G, 软件环境为 Windows 10 专业版操作系统, 在 PyCharm2022 软件中使用 Pytorch 深度学习框架进行模型训练, 为了提高模型训练速度, 使用 CUDA11.2 加速训练。模型训练时训练轮次 (epochs) 设置为 100, 训练批次 (batch) 设置为 16, 初始化学率 (lr0) 设置为 0.01。

1.6 评价指标

采用以下指标进行模型评估: 精确度 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、 $F1$ 分数 ($F1$ -Score, $F1$)、平均精度均值 (mean average precision, mAP)。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (10)$$

$$AP = \int_0^1 P \cdot (R) dR \quad (11)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^M AP(i)}{M} \quad (12)$$

式中 P 指模型检测出的边界框中真实目标的比例; R 指模型成功检测出的真实目标数量占所有真实目标数量的比例; $F1$ 分数是精确度和召回率的调和平均, 用于综合评价模型的性能; AP 是 PR 曲线下的面积, 表示模型在该类别上的平均检测精度; mAP 是一种综合评价指标, 它结合了模型在不同类别上的精度和召回率, 并对不同类别的精度进行平均; 真正例 TP (true positives) 模型正确预测的包含真实目标的边界框数量; 假正例 FP (false positives) 模型错误预测的包含非真实目标的边界框数量; 假负例 FN (false negatives) 未被模型检测出的真实目标数量; M 是类别的总数, $AP(i)$ 是第 i 个类别的平均精度 (average precision)。

2 结果与分析

2.1 数据集可视化分析

胚蛋检测数据集可视化结果如图 6 所示。图 6a 展示了边界框中心点相对于整幅图的位置, 图 6b 展示了胚蛋目标框相对于整幅图的高宽比例, 反映了训练集中目标高宽比例的分布状况。边界框中心点主要位于图像的中心, 目标框的高宽比例集中在中上位置, 表明物体在图像中的大小适中, 小目标和大目标分布较少符合本研究数据采集、数据增强和对模型的改进思路。图 6c 数据集经数据增强后死胚蛋 (DE) 与活胚蛋 (LE) 数量相近, 由于无精蛋 (UE) 与其余两类胚蛋图像区别明显, 因此试验数据集占比较少, 以加速训练、减少资源浪费。

2.2 改进 YOLOv8 模型训练结果

使用 YOLOv8 系列尺寸规模为 x 的预训练权重初始化改进 YOLOv8 的模型权重, 设置好模型初始化参数进行训练, 训练过程中训练集与验证集损失值的变化如图 7a 所示。

定位损失 (box_loss) 用于衡量预测框与标注框的误差, 通常通过 GIoU 度量, 值越小定位越准确。特征点损失 (dfl_loss) 是 YOLOv8 的自定义损失函数, 用于计算预测特征点与真实特征点的差异。分类损失 (cls_loss) 通过交叉熵衡量分类准确性, 值越小分类越准确。经过大约 60 轮训练后, 损失值趋于稳定, 验证集中的 box_loss、cls_loss 和 dfl_loss 在第 100 次训练时分别收敛于 0.266 74、0.171 86、0.871 56, 表明模型具有良好的定位和分类能力。

训练过程中精度变化如图 7b 所示, P 为精确率, R 为召回率, mAP_{0.5} 衡量预测框与真实框 IoU ≥ 0.5 时的平均精度, 而 mAP_{0.5-0.95} 则在不同 IoU 阈值 (0.5~0.9) 范围内评估模型性能, 反映了更严格的检测要求。从图中可见, 模型在迭代 80 次后趋于平稳, 第 100 次时 P 、 R 、mAP_{0.5}、mAP_{0.5-0.95} 分别为 0.992、0.983、0.993、0.969, 表明模型具有良好的泛化能力和性能。

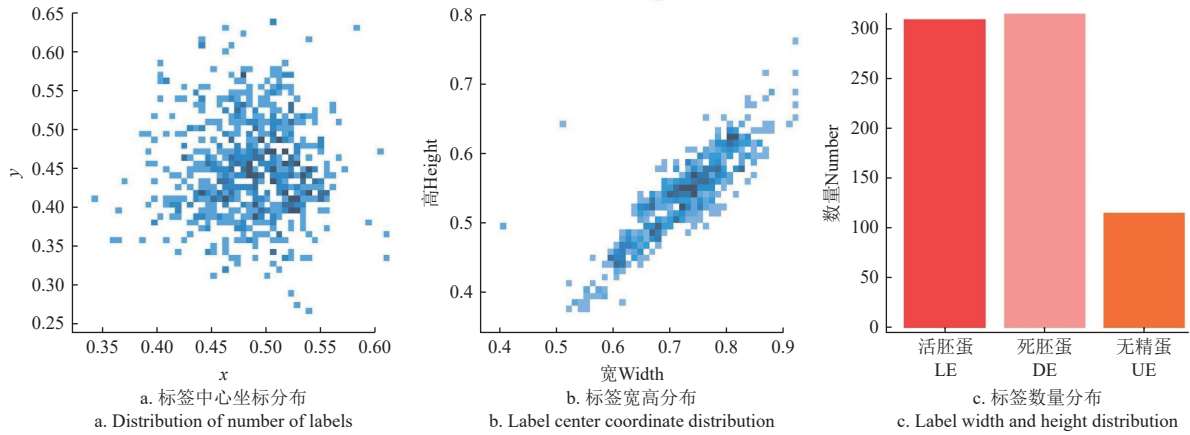


图 6 数据集可视化分析
Fig.6 Visual analysis of datasets

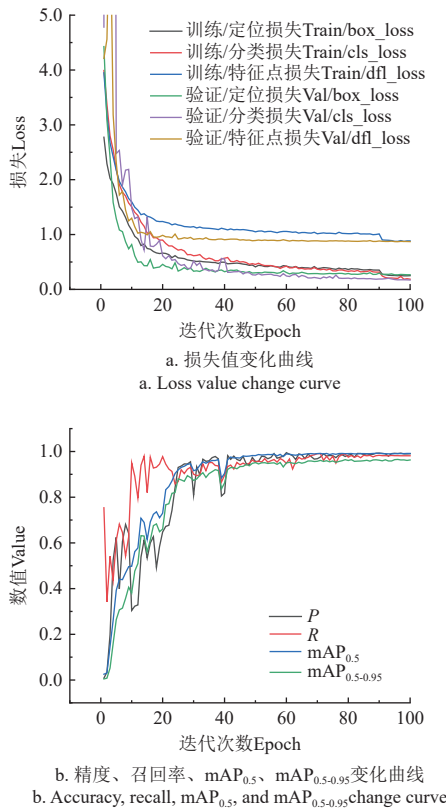


图 7 改进 YOLOv8 模型在训练过程中的性能参数曲线
Fig.7 Performance parameter curve of improved YOLOv8 model during training

如图 8a 所示，置信度阈值-F1 分数曲线表明模型在低、高置信度下都能取得较好的 F1 分数。图 8b 展示了置信度阈值-精确率曲线，显示模型在低置信度下仍能保持较高精确率，说明改进的 YOLOv8 模型在高召回率的同时具有低误报率。图 8c 的精确率-召回率曲线靠近右上角，表明改进模型在高精确率和高召回率间取得良好平衡。图 8d 的置信度阈值-召回率曲线表明模型在高置信度下保持了较高召回率，体现其对目标检测的高准确性。综上，改进模型具有优异的识别效果。

图 9 所示为采用改进 YOLOv8 模型在验证集上所得混淆矩阵，从图中可知活胚蛋和死胚蛋预测结果准确率

较高，而有部分无精蛋错误预测为死胚蛋和活胚蛋，背景误识别为三类胚蛋。测试结果说明，因其胚蛋血管呈曲折迂回的管状分布，增加动态蛇形卷积层可以提高活胚蛋的识别效果。在疫苗胚蛋检测时，只需关注活胚蛋的检测准确率，因此本模型改进可以应用于自动化批量检测胚蛋活性。

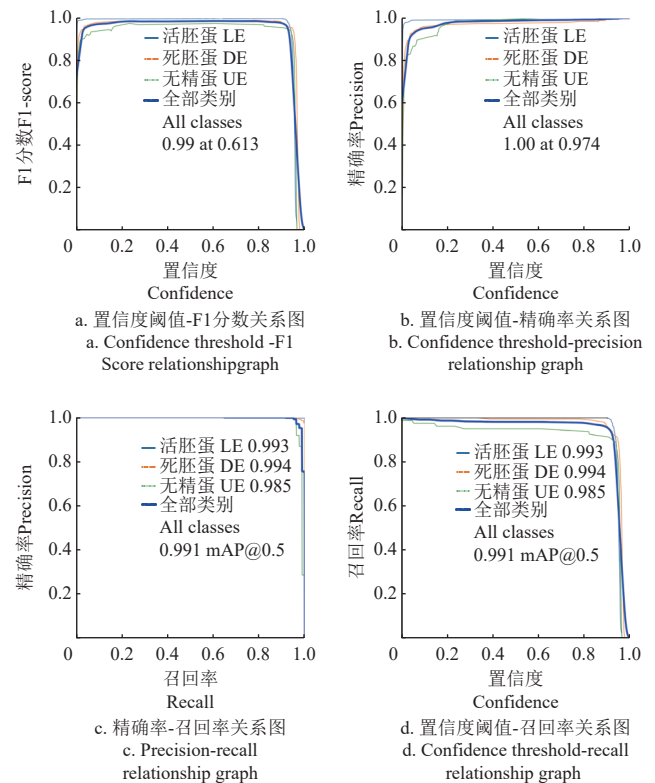


图 8 精确率、召回率、F1 分数、置信度关系曲线
Fig.8 Precision, recall, F1 score, confidence relationship curve

2.3 不同检测模型测试结果

为了进一步验证改进 YOLOv8 模型的性能，将改进 YOLOv8 模型与主流目标检测模型进行对比验证。本试验采用 resnet 骨干网络^[29]的 Faster-RCNN^[30]、vgg 骨干网络^[31]的 Faster-RCNN、YOLOv6 和 YOLOv8 模型在同一数据集，同一训练次数进行对比试验，试验结果如表 3 所示。

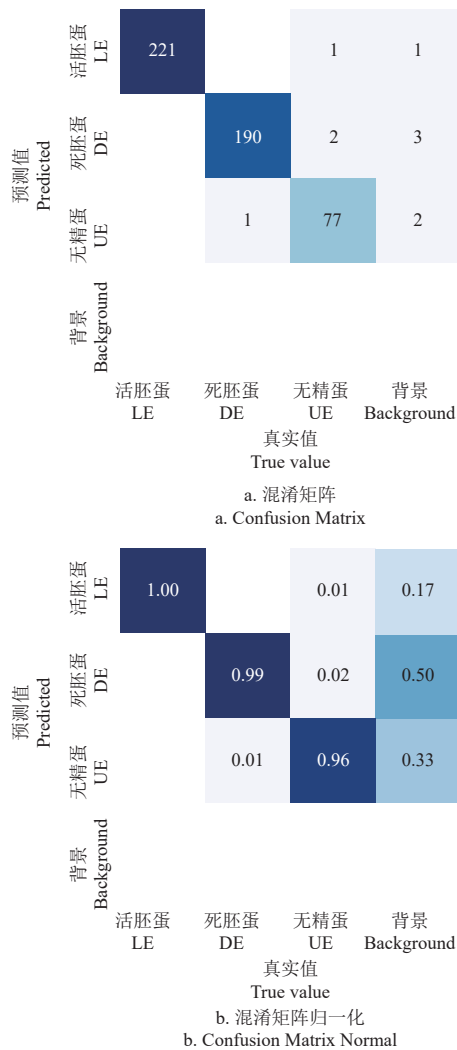


图9 改进 YOLOv8 模型在验证集上所得混淆矩阵

Fig.9 Confusion matrix of the improved YOLOv8 model on the validation set

由表3可知,改进 YOLOv8 模型并不是所有指标高于其他目标检测算法,但改进 YOLOv8 模型检测精确率与 mAP_{50-95} 均高于其他模型, P 值比 YOLOv8、Faster-RCNN(resnet50)、Faster-RCNN(vgg)、YOLOv6 分别高 2、2.7、2、1.2 个百分点, mAP_{50-95} 比 YOLOv8、Faster-RCNN(resnet50)、Faster-RCNN(vgg)、YOLOv6 分别高 1.5、5.7、6.3、1.3 个百分点, R 值比 YOLOv8、YOLOv6 分别高 0.3、0.3 个百分点,比 Faster-RCNN(resnet50)、Faster-RCNN(vgg) 低 1.4 个百分点。此外 YOLOv8_SDE 推理时间仅为 8.9 ms,时间最短,FLOPs 仅为 101.9 G,说明它在保持卓越检测精度的同时,大幅降低了计算复杂度,证明其不仅适用于高效的目标检测任务,还能够在资源受限的环境中高效运行。YOLOv8 的 R 值较低可能因为作为一种单阶段目标检测器,它将目标检测任务视为一个回归问题,在单个前向传递中直接预测目标的边界框和类别概率。然而,对于小目标或形态变化较大的目标,YOLOv8 效果不如 Faster-RCNN,因为单阶段检测器可能不够精细。Faster R-CNN 采用两阶段检测的方法,首先生成候选框,然后对候选框进行分类和回归,相比之下,它可能更适合处理小目标或形态多样的目标。

但在疫苗胚蛋检测实际过程中, P 值比 R 值更重要,这是因为疫苗生产需要确保疫苗的质量和安全性,每一个被检测出的阳性样本都应当是真正的阳性,以避免潜在的质量问题或安全风险。高 P 值意味着更少的误报,能够降低额外的资源成本,提高效率。同时,误报的风险管理对于疫苗生产至关重要,因为误报可能导致生产中断或产品下线,给生产商带来不必要的风险和损失。最后,高 P 值能够满足监管要求,确保生产的合规性。

2.4 消融试验

通过系统性地操作算法中的关键组件和参数设计消融试验,为进一步探究使用 ShuffleNet V2 替换 YOLOv8 中骨干网络,在 YOLOv8 颈部网络标准卷积后面添加动态蛇形卷积层、替换损失函数为 EIOU 3 种改进措施对模型性能的提升效果,探索其性能限制,并增强对算法的解释性,为胚蛋检测算法的进一步优化和应用提供理论支持和实践指导。消融试验设立 7 组不同条件的试验模型:原始 YOLOv8 模型、仅替换主干网络模型(YOLOv8_ShuffleNetv2)、在颈部网络标准卷积层后面添加动态蛇形卷积(YOLOv8_DSConv)、仅替换损失函数模型(YOLOv8_EIOU)、替换主干网络且替换损失函数(YOLOv8_ShuffleNetv2_EIOU)、在颈部网络标准卷积层后面添加动态蛇形卷积且替换损失函数模型(YOLOv8_DSConv_EIOU)、改进 YOLOv8 模型(YOLOv8_SDE)。

使用相同的训练参数,比较验证试验改进有效性。试验结果如表4所示。试验1为原始 YOLOv8 模型,原始模型存在较高的计算负担和推理时间性能较差。试验2经过替换骨干网络大幅降低了计算复杂度和推理时间,计算复杂度减少了 63.5%,单张图片推理时间减少了 68.4% 但相应性能也有所降低。试验3增加动态蛇形卷积大幅提高模型检测性能, P 值、 R 值、 mAP_{50-95} 分别提高了 2、0.4、1.3 个百分点,但在原始 YOLOv8 模型基础上增加两层卷积因此相应的模型计算复杂度和推理时间有所增加。试验4替换损失函数 P 值、 R 值、 mAP_{50-95} 分别提高了 1.9、0.2、1.2 个百分点,模型计算负担和推理时间没有显著差异。试验5在替换骨干网络的基础上更改损失函数模型性能有小幅提升,但计算复杂度与推理时间显著降低。试验6引入动态蛇形卷积与替换损失函数,检测性能最好 P 值、 R 值、 mAP_{50-95} 分别提高了 2、0.4、1.7 个百分点,但计算复杂度与推理时间较原始 YOLOv8 模型增加了 24.1%、29.8%。试验7除更改骨干网络外增加动态蛇形卷积与修改损失函数,不仅提高模型检测性能更大幅降低模型计算复杂度与推理时间,分别降低 60.9%、60.5%, P 值、 R 值、 mAP_{50-95} 分别提高了 2、0.3、1.5 个百分点。试验结果表明 ShuffleNet V2 作为轻量化网络结构,其网络结构简化,处理复杂任务时缺乏足够的模型容量导致单纯替换骨干网络会造成模型性能上的损失。模型引入动态蛇形卷积与替换损失函数可以提高模型性能。综上 YOLOv8_SDE 推理速度快、计算复杂度低、检测准确率高的特性适合在资源受限的环境中应用,可以胜任胚蛋目标检测任务。

表 3 不同网络模型的试验结果对比
Table 3 Experimental results comparison of different network models

试验序号 Experiment number	模型 Model	精确率 Precision P/%	召回率 Recall R/%	平均精度均值 Mean average precision mAP ₅₀₋₉₅ /%	单张图片推理时间 Inference time per image/ms	浮点运算数 Float operation per second FLOPs/G
1	YOLOv8	97.2	97.9	95.4	22.8	257.8
2	Faster-RCNN(resnet50)	96.5	99.6	91.2	15.6	214.7
3	Faster-RCNN(vgg)	97.2	99.6	90.6	13.4	187.6
4	YOLOv6	98.0	97.9	95.6	52.9	610.7
5	YOLOv8_SDE	99.2	98.2	96.9	8.9	101.9

表 4 消融试验结果对比
Table 4 Comparison of results from ablation experiments

试验序号 Experiment number	模型 Model	精确率 Precision P/%	召回率 Recall R/%	平均精度均值 Mean average precision mAP ₅₀₋₉₅ /%	单张图片推理时间 Inference time per image/ms	浮点运算数 Float operation per second FLOPs/G
1	YOLOv8	97.2	97.9	95.4	22.8	257.8
2	YOLOv8_ShuffleNetv2	97.0	97.7	94.7	7.2	94.2
3	YOLOv8_DSCConv	99.2	98.3	96.7	29.7	320.1
4	YOLOv8_EIOU	99.1	98.1	96.6	22.1	257.8
5	YOLOv8_ShuffleNetv2_EIOU	98.2	98.0	95.6	7.1	94.2
6	YOLOv8_DSCConv_EIOU	99.2	98.3	97.1	29.6	320.1
7	YOLOv8_SDE	99.2	98.2	96.9	8.9	101.9

2.5 改进 YOLOv8 模型检测效果测试

为了展示替换 YOLOv8 骨干网络、在颈部网络添加动态蛇形卷积层以及替换 EIOU 损失函数 3 种改进对胚蛋目标检测的效果和性能的影响，使用梯度加权类激活映射（Grad-CAM）方法^[32]观察改进模型与原始模型在特征关注度上的差异。该方法增强了模型的可解释性，有助于模型改进和错误分析，验证模型是否根据预期的视觉线索进行学习和预测^[33]。试验结果如图 10 所示，在对 YOLOv8 模型改进之后模型在做决策时可以更显著的关注到血管分布区域，而原始 YOLOv8 模型在不相关的区域集中了过多的注意力，试验证明对 YOLOv8 的改进措施可以提高模型的解释性和实用性，有效抑制了模型对背景等不相关区域的关注程度，提高分类和检测任务的准确性。

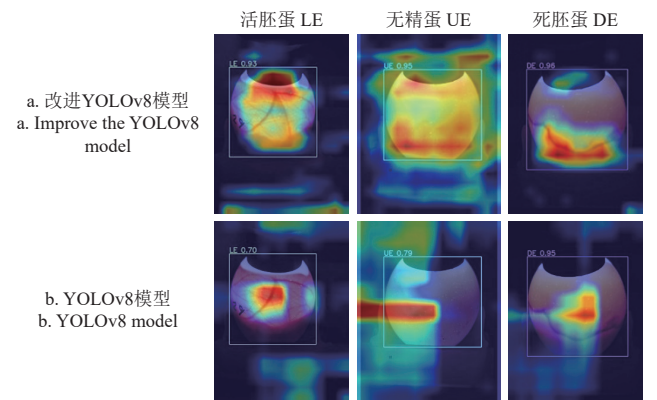


图 10 特征提取阶段热力图可视化分析
Fig.10 Heatmap visualization analysis of the feature extraction stage

为了进一步验证改进 YOLOv8 模型的识别效果，挑选验证集中 3 类胚蛋图像中各 2 张进行检测，检测效果如图 11 所示。从图中可看出对血环模糊的死胚蛋，血管纹路模糊的活胚蛋 YOLOv8、Faster-RCNN(resnet50)、Faster-RCNN(vgg)、YOLOv6 均存在漏检或错检现象，

由于无精蛋特征明显并未出现错误检测。而 YOLOv8_SDE 模型表现良好。

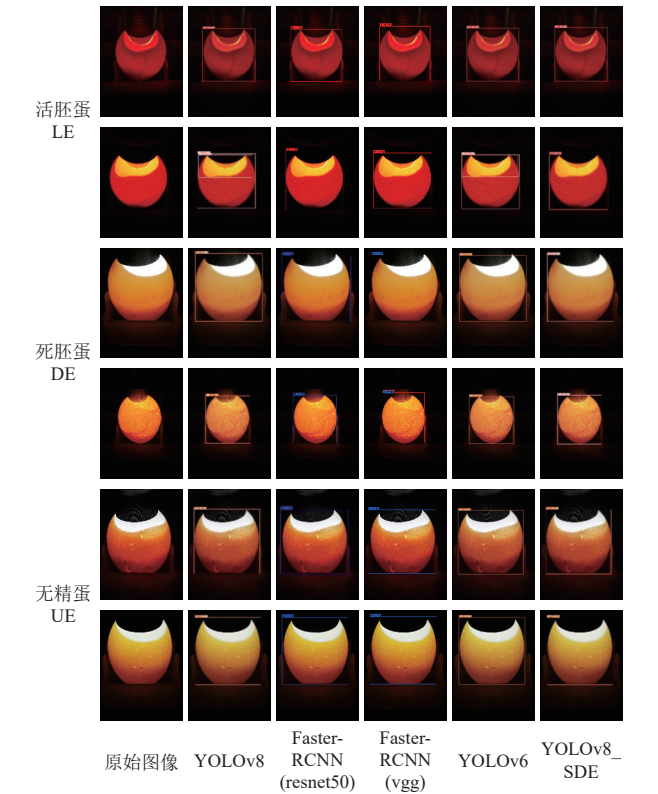


图 11 不同算法对死胚蛋、活胚蛋、无精蛋检测效果
Fig.11 Detection performance of different algorithms for dead embryos, live embryos, and unfertilized eggs

通过观察检测结果图，能够清晰地看到每个目标的检测情况，不同类型的胚蛋能够被正确地分类和标记，说明模型可以准确识别不同类型的胚蛋^[34]。此外，针对每个检测到的胚蛋，其边界框的位置与实际胚蛋位置高度匹配，这表明了算法在目标定位方面的高准确性^[35]。综上所述，本文提出的改进 YOLOv8 模型对死胚蛋、活

胚蛋和无精蛋目标检测具有较高的准确性和可靠性,为疫苗胚蛋活性检测领域的研究和实践提供了有力支持。

3 结果与讨论

疫苗制备过程中,胚蛋的质量和状态直接影响着疫苗的生产效率和质量。因此,通过对胚蛋进行准确的识别和分类,可以提高疫苗生产的效率和品质。为解决胚蛋视觉检测图像质量和环境条件要求高,检测结果的稳定性和容错性差等问题,本文提出了胚蛋活性检测模型 YOLOv8-SDE,对原始 YOLOv8 做出三点改进:1)使用 ShuffleNetV2 替换 YOLOv8 骨干网络,这样即使在资源受限或计算能力有限的设备上,也能够实现高效的目标检测任务,为自动化设备的应用提供了更加便捷和经济的解决方案。2)在颈部网络标准卷积后添加动态蛇形卷积层,这一改进措施使得模型能够更加准确地识别死胚蛋、活胚蛋和无精打蛋等不同状态的胚蛋,为疫苗生产过程中的质量控制提供了可靠的支持。3)采用 EIOU 损失函数对模型进行改进,提升模型的检测效果。经过试验对比改进 YOLOv8 模型比原始模型精确率 (precision)、召回率 (recall)、平均精度均值 (mean average precision AP_{50-95}) 分别提高 2、0.3、1.5 个百分点,模型计算复杂度与推理时间分别降低 60.9%、60.5%。传统机器视觉检测胚蛋活性的准确率范围通常在 80%~90% 之间,具体取决于所使用的算法、硬件条件、光照环境和数据集质量等因素。在较为理想的试验环境下,使用特殊方式采集特定角度的图像数据,某些算法可能达到 90% 以上的准确率,但在实际生产环境中,由于受外部环境因素的影响,如光照变化、图像噪声、背景复杂性等,准确率往往会有所降低,通常难以稳定超过 90%。试验结果表明该模型在精确率、召回率和平均精度均值等指标上均超越了传统方法,且在计算复杂度和推理时间上也取得了大幅优化,图像采集环境等要求也并不严苛,因此本文方法在实际应用中不仅能够提高检测效率,还能显著提升检测精度,具有更广泛的适用性和鲁棒性。

综合来看,本研究仍有进一步优化的空间。首先,本研究的胚蛋活性检测试验仅使用了单一颜色的种蛋作为试验样本,未涉及其他颜色的种蛋,如褐壳、绿壳和粉壳。因此,模型的泛化能力在不同蛋壳颜色上的表现尚未得到充分验证,这可能在实际应用中限制其适用性。后续研究应加入多种颜色的种蛋样本以扩充数据集,进一步提升模型在复杂场景下的鲁棒性和适应性,从而确保其在各类生产环境中均能保持较高的检测准确性与稳定性。其次,由于试验采用小型孵化箱,样本数量有限,原始数据集不足,且数据增强方法较为基础,仅采用了旋转、翻转、裁剪等常规操作。这些方法仅考虑了几何和颜色变化,未针对胚蛋的特定形态设计精细化增强手段,如模拟不同光照条件或背景模糊处理,以增加数据的多样性。此外,试验通过自主搭建的装置采集单枚图像,尚未设计自动化设备以实现多目标检测和多枚胚蛋的同时采集。后续研究应考虑开发自动化检测装置,集成图像处理算法,优化数据采集流程,提高试验效率和

准确性。

[参 考 文 献]

- [1] 毛东有, 李丽华, 王志强, 等. 人用流感疫苗鸡胚孵化技术要点[J]. 家禽科学, 2020, 309(7): 31-32.
MAO Dongyou, LI Lihua, WANG Zhiqiang, et al. Key points of chicken embryo incubation technique for human influenza vaccine[J]. Poultry Science, 2020, 309(7): 31-32. (in Chinese with English abstract)
- [2] 郭盟. 基于近红外光的蛋胚活性检测方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2022.
GUO Meng. Research on Method of Activity Detection of Egg Embryo Based on Near-infrared Light [D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2022. (in Chinese with English abstract)
- [3] 郁志宏. 基于机器视觉的种蛋筛选及孵化成活率检测研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2008.
YU Zhihong. Research on Machine Vision-Based Selection of Breeding Eggs and Detection of Hatching Viability [D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2008. (in Chinese with English abstract)
- [4] 邹秀容. 基于计算机视觉和敲击振动无损检测鸡蛋孵化成活性的方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2015.
ZOU Xiurong. Research on Method of Hatching Viability Detection of Chicken Eggs Based on Computer Vision and Impact Vibration Non-destructive Testing [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [5] 徐彦伟, 徐爱军, 颀潭成, 等. 基于多信息融合的疫苗制备中鸡蛋胚体分拣系统[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 20-26.
XU Yanwei, XU Aijun, XIE Tancheng, et al. Sorting system for egg embryos in vaccine preparation based on multi-information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 20-26. (in Chinese with English abstract)
- [6] 张伟, 潘磊庆, 屠康. 利用高光谱透射图像检测鸡种蛋早期孵化[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 149-155.
ZHANG Wei, PAN Leiying, TU Kang. Detection of early hatching of chicken eggs using hyperspectral transmittance imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(21): 149-155. (in Chinese with English abstract)
- [7] 田永翠, 王允忠, 杜光辉. 孵化效果的检查与分析[J]. 当代畜牧, 2001, 30(6): 7.
- [8] SUI Jidong. Study on the early detection of infertile eggs by optical-electrical method during incubation[J]. China Poultry, 1997, 19(1): 13-14.
- [9] 朱垓. 种蛋孵化期间无精蛋与死胚蛋的光电检测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
ZHU Gai. Research on Optical Detection of Infertile Eggs and Dead Embryos During Incubation [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [10] 祝志慧, 叶子凡, 杨凯, 等. 种蛋孵化信息的无损检测研究进展[J]. 华中农业大学学报, 2021, 40(4): 94-101.
ZHU Zhihui, YE Zifan, YANG Kai, et al. Research progress

- on non-destructive detection of incubation information of breeding eggs[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(4): 94-101. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈曦. 10 秒内完成 150 个鸡蛋照检这条疫苗生产线检测“活”鸡胚准确率达 99.9%[EB/OL]. [2021-4-28]. https://www.stdaily.com/index/kejixinwen/2021-04/27/content_1127911.shtml.
- [12] 郁志宏, 倪志华, 李海军, 等. 机器视觉技术在禽蛋品质和孵化成活性检测中的应用[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2004(3): 116-120.
YU Zhihong, NI Zhihua, LI Haijun, et al. Application of machine vision technology in quality and hatching viability detection of poultry eggs[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2004(3): 116-120. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘川来, 呼进国. 疫苗制造中接种 SPF 胚蛋成活性无损检测系统[J]. 中国科技论文, 2013, 8(7): 711-716.
LIU Chuanlai, HU Jinguo. Non-destructive detection system for the viability of spf embryos inoculated in vaccine manufacturing[J]. China Science and Technology Paper, 2013, 8(7): 711-716. (in Chinese with English abstract)
- [14] 黄超, 刘衍聪. 疫苗毒株胚蛋成活性检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(10): 300-306.
HUANG Chao, LIU Yancong. Research on method for detecting viability of vaccine strain embryos[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 300-306. (in Chinese with English abstract)
- [15] 单宝明. 基于机器视觉的疫苗制备中胚蛋成活性检测[J]. 农业机械学报, 2010, 41(5): 178-181.
SHAN Baoming. Viability detection of embryos in vaccine preparation based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5): 178-181. (in Chinese with English abstract)
- [16] 丁淑玲, 李丽. 智慧农业的发展现状与未来展望[J]. 农业灾害研究, 2023, 13(05): 109-111.
- [17] 朱文杰, 孟鑫, 李根, 等. 水稻病虫害目标检测技术研究进展[J]. 农业工程, 2024, 14(06): 39-46.
ZHU Wenjie, MENG Xin, LI Gen, et al. Research progress on object detection technology for rice diseases and pests[J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(06): 39-46. (in Chinese with English abstract)
- [18] 李茂, 肖洋轶, 宗望远, 等. 基于改进 YOLOv8 模型的轻量化板栗果实识别方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1): 201-209.
LI Mao, XIAO Yangyi, ZONG Wangyuan, et al. Lightweight chestnut fruit recognition method based on improved YOLOv8 model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1): 201-209. (in Chinese with English abstract)
- [19] 马超伟, 张浩, 马新明, 等. 基于改进 YOLOv8 的轻量化小麦病害检测方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(5): 187-195.
MA Chaowei, ZHANG Hao, MA Xinming, et al. Lightweight wheat disease detection method based on improved YOLOv8 model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(5): 187-195. (in Chinese with English abstract)
- [20] 岳凯, 张鹏超, 王磊, 等. 基于改进 YOLOv8n 的复杂环境下柑橘识别[J]. 农业工程学报, 2024, 40(8): 152-158.
YUE Kai, ZHANG Pengchao, WANG Lei, et al. Citrus recognition in complex environments based on improved YOLOv8n[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(8): 152-158. (in Chinese with English abstract)
- [21] 谭厚森, 马文宏, 田原, 等. 基于改进 YOLOv8n 的香梨目标检测方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(11): 178-185.
TAN Housen, MA Wenhong, TIAN Yuan, et al. Xiang pear target detection method based on improved YOLOv8n[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(11): 178-185. (in Chinese with English abstract)
- [22] HUSSAIN M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of yolo and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines, 2023, 11(7): 677.
- [23] ZHONG Jiaqi. Special lecture on poultry incubation (part six)[J]. Poultry Rearing and Avian Disease Prevention, 1985(2): 43-46.
- [24] TERVERN J, CORDOVA-ESPARZA D. A comprehensive review of yolo architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(4): 1680-1716.
- [25] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Munich, Germany. Springer, 2018: 116-131.
- [26] TÜRKMEN S, HEIKKILÄ J. An efficient solution for semantic segmentation: ShuffleNet V2 with atrous separable convolutions[C]. Image Analysis, Norrköping, Sweden. Springer, Cham, 2019: 41-53.
- [27] QI Y, HE Y, QI X, et al. Dynamic snake convolution based on topological geometric constraints for tubular structure segmentation[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Paris, France. IEEE, 2023: 6070-6079.
- [28] ZHANGA Y F, RENC W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.
- [29] KOONCE B. Convolutional neural networks with swift for tensorflow: image recognition and dataset categorization[M]. Berkeley, CA: Apress, 2021.
- [30] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile. IEEE, 2015: 1440-1448.
- [31] VEDALDI A, ZISSERMAN A. VGG convolutional neural networks practical [J]. Department of Engineering Science, University of Oxford, 2016: 66.
- [32] 刘潇, 沈泽俊, 张立新, 等. 基于梯度加权类激活热力图的卷积神经网络故障诊断模型鲁棒性分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(17): 7326-7334.
LIU Xiao, SHEN Zejun, ZHANG Lixin, et al. Robustness analysis of convolutional neural network fault diagnosis model based on gradient weighted class activation heatmap[J]. Science,

- Technology and Engineering, 2023, 23(17): 7326-7334. (in Chinese with English abstract)
- [33] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy. IEEE, 2017: 618-626.
- [34] 屠恩美, 杨杰. 半监督学习理论及其研究进展概述[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(10): 1280.
TU Enmei, YANG Jie. Overview of semi-supervised learning theory and its research progress[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2018, 52(10): 1280. (in Chinese with English abstract)
- [35] 穆天杰, 陈晓辉, 汪逸云, 等. 基于深度学习的信源信道联合编码方法综述[J]. 电信科学, 2020, 36(10): 56-66.
MU Tianjie, CHEN Xiaohui, WANG Yiyun, et al. A review of joint source-channel coding methods based on deep learning[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(10): 56-66. (in Chinese with English abstract)

Visual detection method for vaccine embryo vitality based on YOLOv8

CAI Jianrong, ZHU Wenhui, QIAO Yu, LI Qiyang, LIANG Xiaoxiang, YANG Xiaonan, PAN Bingke

(School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: Detecting embryo viability is essential to the quality and safety of vaccine production, especially in large-scale manufacturing. Rapid and accurate detection of embryo viability can improve the production efficiency for the final quality of vaccines. Traditional machine vision detection can rely heavily on the complex algorithms of feature extraction, most of which are often designed for specific scenarios. However, the detection accuracy and stability are also sensitive to the image quality and environmental conditions, such as lighting, background, or temperature. Additionally, the applicability of traditional detection has been limited to fault tolerance in different environments, when dealing with noise or abnormal conditions. To address these challenges, this study aims to detect the vaccine embryo viability using an improved YOLOv8 model. Several innovations were incorporated to enhance efficiency, accuracy, and adaptability. A specialized system of image acquisition was developed to capture the high-quality images of embryos incubated for 10 to 11 days. The consistent dataset was obtained in the varying environmental conditions. The dataset was then expanded using geometric transformations, color adjustments, and image enhancement. As such, the robustness of the model increased to handle the diverse image conditions. In terms of model improvements, ShuffleNetV2 was used to replace the YOLOv8 backbone. Computational complexity was significantly reduced to maintain high accuracy, indicating more suitable for deployment on embedded devices where computational power was limited. The overall efficiency of the model was enhanced to support its application in large-scale industrial environments. Additionally, a dynamic snake convolutional layer was added to the neck of the YOLOv8 model. This layer was used to adaptively focus on the elongated and curved structures in embryos, in order to capture the geometric features of tubular structures. The precision of detection was improved to more accurately assess the physiological state of the embryos. Furthermore, the EIoU (Embedding Intersection over Union) loss function was introduced to more effectively detect the boundary box alignment and shape similarity, compared with the traditional IOU. EIoU improved the accuracy of boundary box positioning, while reducing the errors related to the complex shapes of embryos, thereby enhancing the reliability of the model in real-world applications. Experimental results confirmed that the superior performance of the improved YOLOv8 model was achieved to detect embryo viability. There was a precision of 99.2%, a recall of 98.2%, and a mean average precision (mAP50-95) of 96.9%, with increases of 2, 0.3, and 1.5 percentage points, respectively, compared with the original YOLOv8 model. Additionally, the computational complexity and inference time were reduced by 60.9% and 60.5%, respectively. The improved model was highly suited for the large-scale detection of embryos. The finding can also provide an efficient, non-destructive approach for the rapid detection of the vaccine embryo viability.

Keywords: vaccine embryo; object detection; YOLOv8; ShuffleNetV2; dynamic snake convolution