

胶囊缺陷实时检测的 DWG-CA-YOLOv8 算法

彭旭龙¹, 王生生¹, 姚 添¹, 万倾兆¹, 毛志雄¹, 伍振峰¹, 杨 明¹, 彭常春², 王雅琪^{1,3*}

1. 江西中医药大学 经典名方现代中药创制全国重点实验室, 江西 南昌 330004

2. 江西济民可信集团有限公司, 江西 南昌 330224

3. 江西中医药大学 中药制药技术协同创新研究院, 江西 南昌 330004

摘要: **目的** 针对制药工业胶囊生产线中微小切线缺陷易漏检、背景噪声干扰强以及通用检测模型难以在低算力边缘设备部署等难题, 提出一种改进的轻量化目标检测算法。**方法** 以 YOLOv8n 为基准架构, 通过三重策略进行针对性优化, 在骨干网络嵌入坐标注意力 (coordinate attention, CA) 机制, 强化模型对胶囊切线及边缘微小瑕疵的空间感知能力; 设计 C2f_GhostConv 模块重构颈部网络, 利用 Ghost 卷积“主卷积+廉价操作”增强细粒度特征表达; 采用深度可分离卷积 (depthwise separable convolution, DWConv) 全面替换骨干网络标准卷积, 将空间卷积与通道融合解耦为 2 个独立步骤, 实现参数量与计算量的深度压缩。**结果** 在包含 1 204 张多类胶囊缺陷的工业数据集上, DWG-CA-YOLOv8 的平均精度均值 (mAP@0.5) 达 90.5%, 表明模型能够对 6 类缺陷及正常胶囊进行高精度定位与准确分类, 具备工业级实时检测所需的可靠性; 模型参数量降至 2.10 M, 浮点运算量降至 5.9 GFLOPs, 分别减少 30.2% 和 28.1%, 显著提升轻量化水平。**结论** 成功实现了检测精度与模型复杂度的协同优化, 为制药生产线的实时在线质量控制提供了可扩展、低成本的轻量化方案。

关键词: 机器视觉; 胶囊缺陷检测; YOLOv8; Ghost 卷积; 轻量化网络

中图分类号: TP18; R283 文献标志码: A 文章编号: 0253-2670(2026)17-6878-09

DOI: 10.7501/j.issn.0253-2670.2026.17.019

DWG-CA-YOLOv8 algorithm for real-time detection of capsule defect

PENG Xulong¹, WANG Shengsheng¹, YAO Tian¹, WAN Qingzhao¹, MAO Zhixiong¹, WU Zhenfeng¹, YANG Ming¹, PENG Changchun², WANG Yaqi^{1,3}

1. National Key Laboratory of Classical Formula for Modern Traditional Chinese Medicine Creation, Jiangxi University of Chinese Medicine, Nanchang 330004, China

2. Jiangxi JeMinCare Group Co., Ltd., Nanchang 330224, China

3. Traditional Chinese Medicine Pharmaceutical Technology Collaborative Innovation Institute, Jiangxi University of Chinese Medicine, Nanchang 330004, China

Abstract: Objective To address the challenges of difficult detection of tiny tangential defects, strong background noise interference, and the difficulties in deploying general detection models on low-computing-power edge devices in pharmaceutical capsule production lines, an improved lightweight object detection algorithm is proposed. **Methods** Using YOLOv8n as the baseline architecture, targeted optimizations are performed through a three-pronged strategy. A coordinate attention (CA) mechanism is embedded in the backbone network to enhance the model's spatial perception capability for tiny tangential defects and edge micro-defects of capsules. A C2f_GhostConv module is designed to reconstruct the neck network, utilizing Ghost convolution (“primary convolution + cheap operations”) to enhance fine-grained feature representation. Depthwise separable convolution (DWConv) is comprehensively adopted to replace the standard convolution in the backbone, decoupling spatial convolution and channel fusion into two independent steps, thereby achieving deep compression of parameter count and computational load. **Results** On an industrial dataset containing 1 204 images of various capsule defects, DWG-CA-YOLOv8 achieves a mean Average Precision (mAP@0.5) of 90.5%, demonstrating high-precision localization and accurate classification for six defect types and normal capsules, meeting the reliability required for industrial

收稿日期: 2026-06-10

基金项目: 国家重点研发计划项目资助 (2023YFC3504504)

作者简介: 彭旭龙, 硕士研究生, 研究方向为中药药剂。Tel: (0791)87118108 E-mail: 1224261301@qq.com

*通信作者: 王雅琪, 博士, 副教授, 研究方向为中药质量分析与控制。Tel: (0791)87118108 E-mail: wangyaqi_3@163.com

real-time detection. The model's parameter count is reduced to 2.10 M, and the floating-point operations (FLOPs) to 5.9 G, representing reductions of 30.2% and 28.1%, respectively, significantly improving lightweight performance. **Conclusion** This study successfully achieves synergistic optimization of detection accuracy and model complexity, providing a scalable and low-cost lightweight solution for real-time online quality control of pharmaceutical production lines.

Key words: machine vision; capsule defect detection; YOLOv8; Ghost convolution; lightweight network

随着制药工业的推进,固体制剂包装环节的智能化水平已成为衡量生产效率与药品质量安全的关键指标^[1]。硬胶囊作为主流口服剂型,其生产过程涉及高速填充与锁合工序,易产生套合异常(如双帽、缺帽、缺体)、破损、凹陷及混色等缺陷。胶囊切线部位的缺陷往往具有目标尺度小、特征纹理弱且易受传送带反光与复杂背景干扰等特点,是视觉检测中的难点^[2]。

传统的机器视觉方法依赖人工设计的特征与规则,难以适应高速生产线上多变的缺陷形态^[3]。近年来,以 YOLO (you only look once) 系列为代表的深度学习算法因其端到端的检测优势,在工业质检领域得到广泛应用^[4-6]。YOLOv8 作为该系列的最新迭代版本,通过无锚框(anchor-free)机制与解耦头设计,在检测精度上取得了显著突破^[7]。将 YOLOv8 直接应用于胶囊生产现场的边缘计算设备(如工控机、嵌入式终端)时,面临“精度-效率”的矛盾,标准卷积在深层网络中易丢失微小缺陷的细节特征,导致漏检率较高,同时模型的参数量与计算复杂度难以满足低功耗设备的实时推理需求。

本研究开发了一套针对胶囊缺陷的实时机器视觉检测系统,不采用人工模拟缺陷,而是直接使用从实际生产线采集的真实缺陷胶囊样本构建数据集,确保了缺陷特征的工业代表性。针对检测精度问题,将坐标注意力机制集成到 YOLOv8n 的骨干网络中,强化模型对缺陷空间位置的感知能力。针对部署轻量化需求,采用了深度可分离卷积与 Ghost 卷积模块对网络结构进行重构。实现的 DWG-CA-YOLOv8 模型在公开数据集的对比实验及消融实验中均验证了其有效性与优越性。本研究旨在融合胶囊精细化缺陷检测与轻量化部署,为制药行业实现端到端的智能化质量控制提供一套可扩展、低成本的技术方案。

1 方法

1.1 实验环境与配置

实验环境的配置如表 1 所示,训练时选择图像输入大小为 640×640, Batch 为 16, epochs 为 250,

表 1 实验环境配置

Table 1 Experimental environment configuration

名称	配置
深度学习框架	Pytorch 2.0.0
编译环境	Python 3.12.7
操作系统	Windows 10
CPU	i5-13400F
GPU	NVIDIA GeForce RTX 5060 8GB
相机型号	MV-CH250-90TC-M58S-NF
镜头	MVL-LF3528M-F
光源	MV-LCDS-140-140-W

worker 为 2, 优化器为 SGD, 学习率设置为 0.01。

1.2 胶囊数据集构建

实验所用胶囊样本数据采集自实际生产环境。数据集在严格控制的照明与成像条件下,通过高速工业相机在传送带上方采集获得,如图 1 所示。针对切线缺陷尺度小、对比度低的特点,数据集划分采用“先定位、后分类”策略,利用 Labellmg 软件预测每个胶囊的边框使标注框紧贴缺陷边缘,避免包含过多背景区域,并输入模型训练优化,提升模型对微小缺陷的分类精度。该数据集共包含 1 204 张高分辨率图像,涵盖了胶囊生产过程中可能出现的 7 种主要状态:正常胶囊、胶囊缺体、胶囊缺帽、胶囊双帽、胶囊混色、胶囊破损、胶囊凹陷,不同状态的胶囊形态特征描述见表 2,数据集具体样例见图 2,数据集按照 8:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。所有图像均经过严格筛查。

1.3 DWG-CA-YOLOv8 模型选择与改进

1.3.1 YOLOv8 分类网络模型 YOLOv8 作为 One-Stage 目标检测算法的经典更新版本,其轻量化网络设计架构与灵活的特征融合板块,适配胶囊缺陷分类目标检测这种小目标、形状规则的检测场景,为胶囊识别任务提供了高效的基础模型框架^[8-9]。YOLOv8 的网络整体分为骨干特征提取网络(backbone)、特征融合网络(neck)与检测头(head) 3 部分,舍去原先传统锚框的预定义策略,采用无锚框(anchor-free)检测思路,大幅简化计算与提升

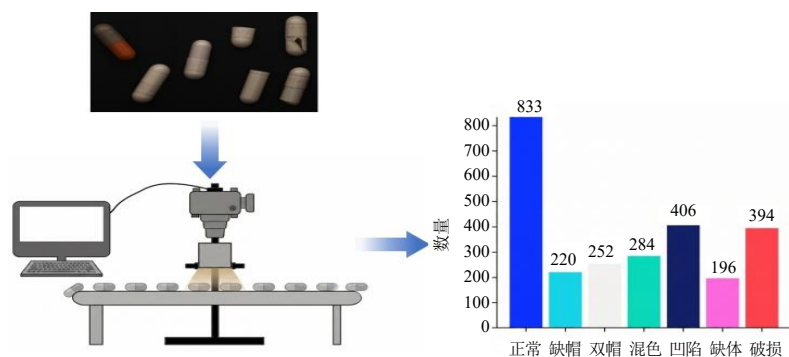


图 1 胶囊缺陷检测示意图

Fig. 1 Schematic diagram of capsule defect detection

表 2 不同状态的胶囊形状特征描述

Table 2 Shape characterization of capsules in different states

类别	形状特征描述
正常	胶囊帽体套合紧密，表面光滑整洁，无明显划痕、凹陷或色差，切线清晰可见
缺体	仅存胶囊帽部
缺帽	仅存胶囊体部
双帽	胶囊体部两端均被帽部包裹或体部被帽部完全覆盖，整体长度明显短于正常胶囊
凹陷	胶囊表面局部向内塌陷，形成可见凹坑，但表面完整性未破坏
破损	胶囊表面存在裂纹、孔洞或整体碎裂，边缘呈不规则锯齿状
混色	胶囊帽部与体部颜色不一致，或同一批次中出现明显异于标准色的胶囊个体



图 2 不同状态的胶囊样例

Fig. 2 Samples of capsules in different states

对胶囊这类小目标检测适应性。其结构如图 3 所示。

1.3.2 DWG-CA-YOLOv8 模型 针对胶囊缺陷检测中“缺陷易漏检错检”与“难适配边缘设备”在工业上的核心问题，本研究以 YOLOv8 为基础，构建 DWG-CA-YOLOv8 模型，遵循“骨干轻量化-颈部高效融合-注意力精准定位”的优化思路，通过三

大模块协同形成互补闭环，其整体结构如图 4 所示。针对标准卷积计算冗余大、微小缺陷特征易丢失的问题，本研究通过 3 重策略进行递进式优化。在骨干网络嵌入坐标注意力（coordinate-attention，CA）机制^[10-11]，以 DWConv 全面替换骨干网络标准卷积^[12]，在颈部网络采用 C2f_GhostConv 模块替代原

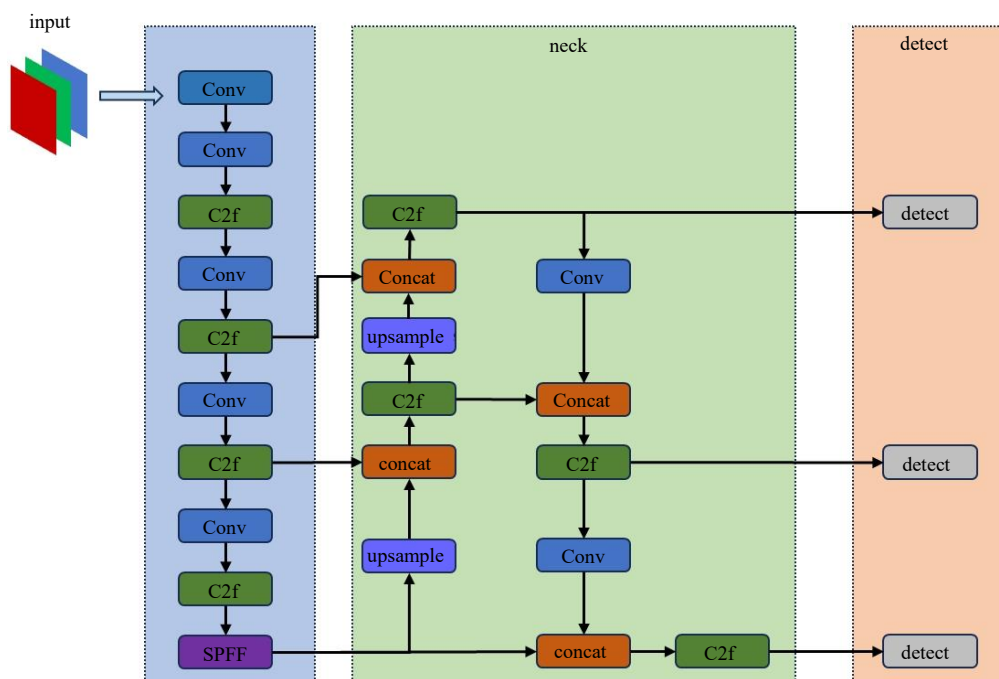


图 3 YOLOv8 结构图

Fig. 3 Architecture of YOLOv8

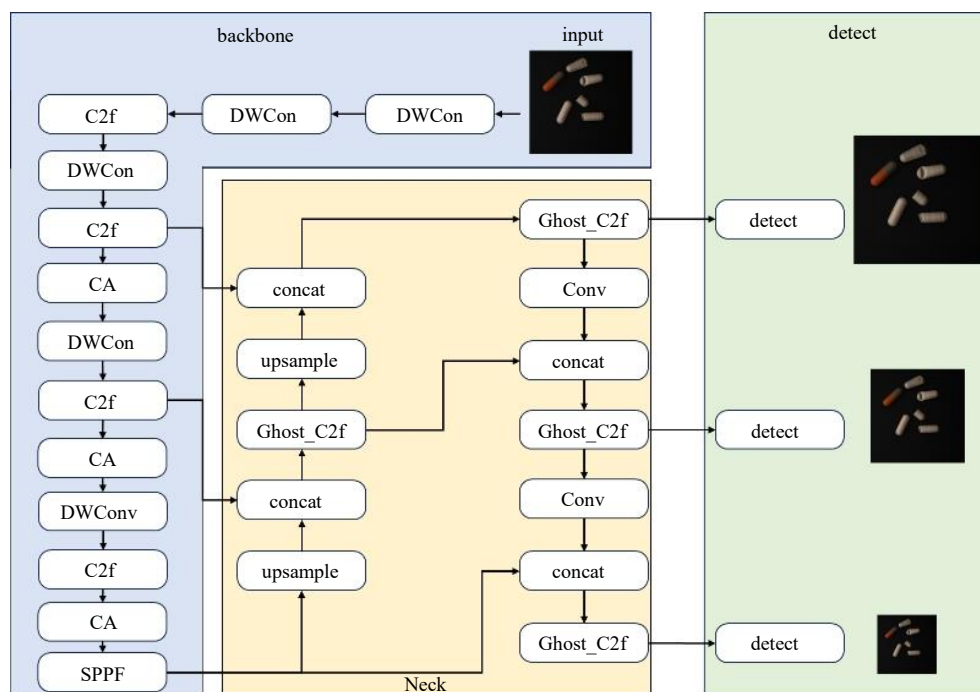


图 4 DWG-CA-YOLOv8 网络架构

Fig. 4 Network architecture of DWG-CA-YOLOv8

生 C2f 结构^[13-14]。

1.3.3 CA 模块 胶囊切线、微小裂纹等缺陷在特征图上有效像素占比低且在标准卷积的跨通道交互中易与传送带纹理产生特征混叠，导致深层特征图中

缺陷响应被背景噪声淹没。在骨干网络多尺度特征提取阶段嵌入 CA 模块，可有效减少工业场景中对微小缺陷的错检和漏检概率，提升胶囊缺陷检测的稳定性与可靠性。其在骨干网络中结构如图 5 所示。

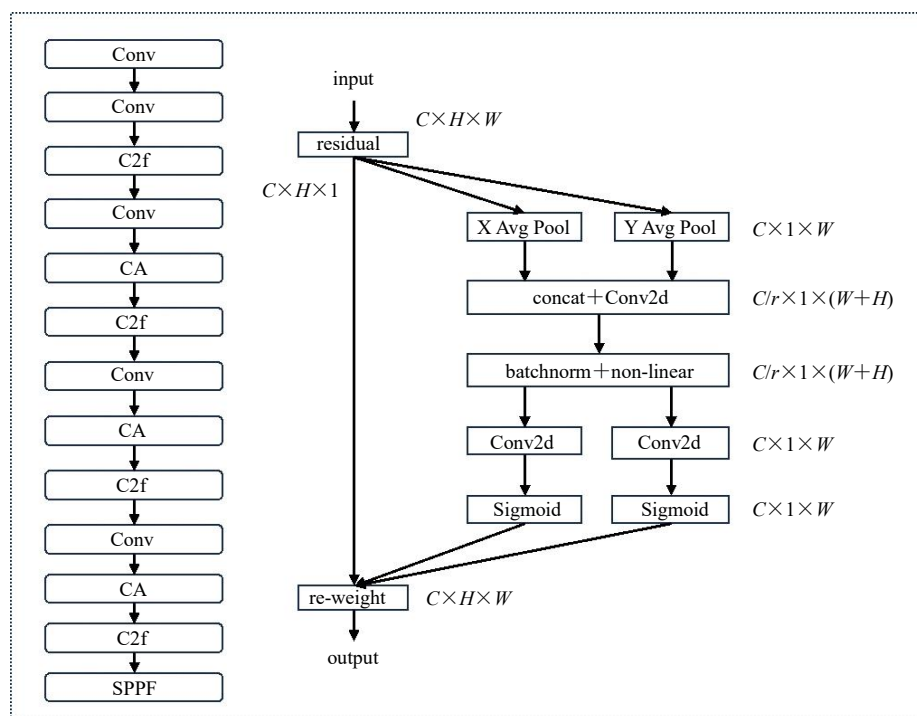


图 5 Backbone-CA 网络架构

Fig. 5 Network architecture of backbone-CA

CA 模块的核心是将全局信息分解为水平与垂直 2 个方向的一维特征编码，从而显式建立空间位置与通道特征的关联。对输入特征图 $X \in R^{C \times H \times W}$ ，分别沿着水平与垂直方向进行全局平均池化，获得 2 个一维特征图，计算公式如式 (1) 所示。

$$z_h = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i < W} X(h, i); z_w = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < H} X(j, w) \quad (1)$$

其中， z_h 表示每个通道在水平方向的空间依赖关系， z_w 为垂直方向的空间依赖关系。将 2 个方向的池化结果拼接后，通过轻量化卷积变换生成中间特征图 (f)，如式 (2) 所示。

$$f = \delta(F_1([z_h, z_w])) = F_2(f)z_h \quad (2)$$

其中 δ 为激活函数， F_1 与 F_2 为卷积层。将得到的中间特征图 f 沿空间维度拆分为 2 个分支，分别经 F_1 、 F_2 与 Sigmoid 函数处理后得到水平方向注意力权重 $g_h \in R^{C \times H}$ 与垂直方向注意力权重 $g_w \in R^{C \times w}$ 。最后将注意力权重与原始特征图逐元素相乘，实现缺陷区域的特征加强，如式 (3) 所示。

$$Y(c, h, w) = X(c, h, w) \times g_h(c, h) \times g_w(c, w) \quad (3)$$

1.3.4 C2f_GhostConv 模块 在工业胶囊缺陷检测任务中，YOLOv8 网络模型需要在保证检测精度同时实现轻量化部署^[15]，以适配边缘计算设备的算力限制。本研究将 C2f_Ghostconv 模块引入 neck 结构

替换原有的 C2f 结构，通过 Ghost 卷积与动态卷积轻量化设计，在维持特征融合能力的同时降低模型复杂度。C2f_Ghostconv 网络结构如图 6 所示。C2f_GhostConv 将标准卷积替换为 Ghost 卷积并引入动态卷积增强特征表达能力，通过“主卷积+廉价操作”2 步生成特征，仅需少量 1×1 主卷积生成核心特征，再通过深度卷积生成“幽灵特征”，计算量与参数量仅为标准卷积的 50%~33%。模块同时嵌入了动态卷积，通过全局平均池化提取输入特征的统计信息，生成路由权重以自适应融合多卷积核输出，增强对胶囊缺陷的细粒度特征捕捉能力。此外，C2f_GhostConv 保留了 C2f 的“拆分-堆叠-拼接”结构，将输入特征拆分为 2 个分支，其中 1 个分支经多轮 Ghost 卷积变换后与原始分支拼接，保证梯度流动并避免信息丢失。改进后的 C2f_GhostConv 模块在保持多尺度特征融合能力的同时，使 neck 模块参数量降低约 40%，计算量减少约 35%，有效增强了复杂工业场景下的检测鲁棒性与轻量化需求，全方位适配胶囊缺陷检测任务的实际需求。

1.3.5 DWConv 轻量化模块 YOLOv8 原始 Backbone 采用标准卷积作为基础特征提取单元，模型的计算复杂度和参数量随通道数的增加呈平方级增长同时对胶囊表面的微小缺陷捕捉能力较弱^[16-17]，

在工业胶囊缺陷检测场景下存在显著的局限性。本研究将 Backbone 架构中所有基础卷积模块替换为 DWConv，在保证缺陷特征提取能力的前提下实现模型轻量化，基本流程如图 7 所示。DWConv 的核

心是将标准卷积的“空间卷积+通道融合”解耦为深度卷积（depthwise convolution，DW）和逐点卷积（point-wise convolution，PW）2 个独立步骤，仅保留核心特征提取功能，剔除冗余计算。

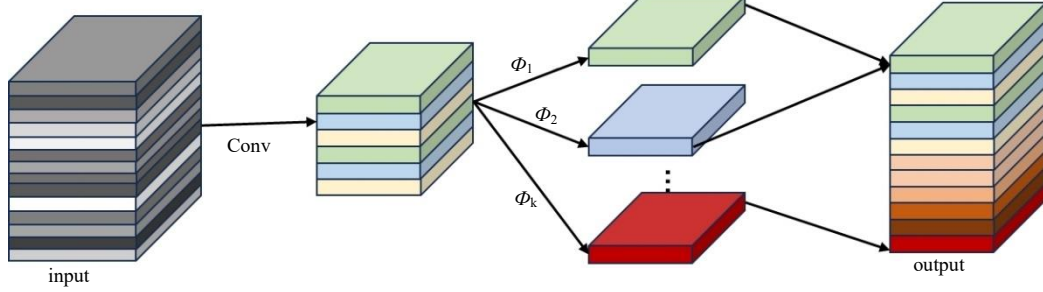


图 6 C2f_Ghostconv 结构
Fig. 6 Structure of C2f_Ghostconv

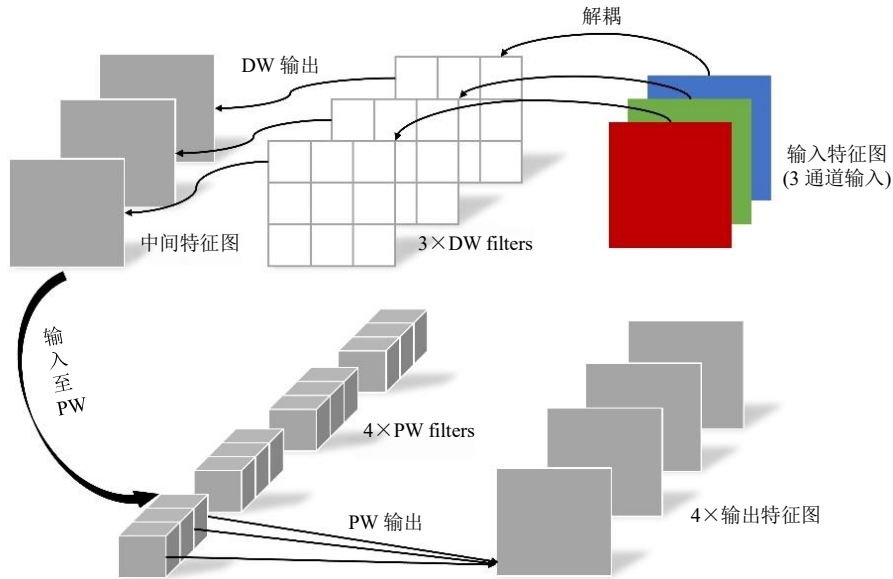


图 7 DWConv 结构
Fig. 7 Structure of DWConv

深度卷积为每个输入通道分配独立的 $K \times K$ 卷积核，仅对单通道进行空间特征提取，不进行跨通道交互，可精准捕捉胶囊表面裂纹的纹理、漏粉区域的边缘等空间特征。逐点卷积采用 1×1 卷积核，仅完成通道维度的特征融合，将深度卷积输出的 C_{in} 通道特征映射为目标 C_{out} 。二者计算公式如下。

$$FLOPs_{DW} = C_{in} \times K^2 \times H \times W \quad (4)$$

$$Params_{DW} = C_{in} \times K^2 \quad (5)$$

$$FLOPs_{PW} = C_{in} \times C_{out} \times H \times W \quad (6)$$

$$Params_{PW} = C_{in} \times C_{out} \quad (7)$$

其中 $FLOPs_{DW}$ 为 DW 的计算量， $FLOPs_{PW}$ 为

PW 的计算量， $Params_{DW}$ 为 DW 的参数量， $Params_{PW}$ 为 PW 的参数量， C_{in} 为输入特征图的通道数， C_{out} 为输出特征图的通道数， K 为卷积核尺寸， H 、 W 分别为输入特征图的高度和宽度。

改进仅替换 backbone 的基础卷积为 DWConv，完整保留 C2f 多分支堆叠、SPPF 多尺度池化等原有特征提取逻辑，在实现轻量化的同时未损害复杂工业场景下的检测鲁棒性。

1.4 模型评价指标

采用平均精确均值（mean average precision，mAP），包括阈值为 50% 时的平均精度均值（mAP

@50%) 和将阈值从 50%~95% (步长 5%) 的多个 mAP 值取平均的跨阈值平均精度(mAP@50-95%), 以及召回率 (recall, R)、参数量 (Params)、浮点运算次数 (giga floating-point operations per second, GFLOPs) 作为模型的评价指标。

精确率 (precision, P) 衡量模型预测为正类样本中真实正类样本的比值; R 则表示模型对真实正类样本的覆盖能力; 公式如式 (8)、(9) 所示, 其中 TP 表示正确检测的样本数量, FP 表示错误检查数量, FN 表示漏检的样本数量。mAP 作为多类别检查任务的全局评价指标, 其中 n 为类别总数, AP_i 表示第 i 个类别的平均精度。公式如式 (10) 所示。

$$P = TP / (TP + FP) \quad (8)$$

$$R = TP / (TP + FN) \quad (9)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (10)$$

1.5 消融实验

为验证各改进模块的有效性, 本研究以 YOLOv8n 为基础模型构建基线模型 (Baseline), 依次引入 CA 模块、GhostC2f 模块与 DWConv 模块, 开展分阶段消融实验。

2 结果及分析

2.1 对比实验

在本研究的对比实验中, 选取 YOLOv8n、YOLOv10n 与 YOLOv11n 作为对照模型。为了在轻量化与精度之间建立公平的评估基准, 统一选用各 YOLO 系列中的 n (“nano”) 版本, 以保证所有对比模型均处于相近的轻量化水平, 从而避免因模型体量差异导致的性能偏差。实验结果如表 3 所示。

表 3 模型对比数据

Table 3 Model comparison data

模型	P/%	R/%	mAP@50%/%	mAP@50-95%/%	Params/M	GFLOPs
YOLOv8n	90.5	87.2	89.3	88.4	3.01	8.2
YOLOv10n	89.8	86.6	88.7	87.4	2.70	8.4
YOLOv11n	90.3	87.0	89.0	88.1	2.59	6.4

从实验结果来看, YOLOv8n 在 mAP@50% (89.3%) 与 mAP@50-95% (88.4%) 2 项关键精度指标上均表现最优, 相较于 YOLOv10n (mAP@50% 为 88.7%, mAP@50-95% 为 87.4%) 和 YOLOv11n (mAP@50% 为 89%, mAP@50-95% 为 88.1%) 展现出更稳定的检测性能。YOLOv8n 的 P (90.5%) 与 R (87.2%) 也均优于 YOLOv10n 和 YOLOv11n, 表明 YOLOv8n 在胶囊缺陷检测中具有更低的误检风险与更高的缺陷检出能力。反映出在对胶囊切线这类精细目标的定位能力上, YOLOv8n 凭借其 Anchor-Based 与 Anchor-Free 结合的检测头设计, 以及更高效的特征融合网络, 能够更精准地捕捉切线的边缘特征, 减少因背景噪声和目标遮挡导致的漏检与误检。

同时, 在参数量与计算量层面, YOLOv8n (3.01 M, 8.2 GFLOPs) 与另外 2 款模型 YOLOv10n (2.7 M、8.4 GFLOPs)、YOLOv11n (2.59 M、6.4 GFLOPs) 处于同一量级, 并未因精度提升而牺牲轻量化特性, 完全满足工业部署的硬件限制, 也进一步验证了选择 YOLOv8n 作为基础模型的合理性。

2.2 消融实验结果

引入 CA 模块、GhostC2f 模块与 DWConv 模块开展分阶段消融实验, 各方案的性能表现如表 4 所示。

在 Baseline 中引入 CA 模块后, 模型的 P、R、mAP@50% 和 mAP@50-95% 分别从 90.5%、87.2%、89.3% 和 88.4% 提升至 92.8%、89.5%、91.7% 和 90.4%。这一提升源于 CA 模块通过对空间坐标信

表 4 消融实验数据

Table 4 Ablation experiment data

模型	P/%	R/%	mAP@50%/%	mAP@50-95%/%	Params/M	GFLOPs
Baseline	90.5	87.2	89.3	88.4	3.01	8.2
Baseline+CA	92.8	89.5	91.7	90.4	3.02	8.2
Baseline+CA+Ghost_C2f	92.1	88.7	91.0	90.1	2.60	7.9
DWG-CA-YOLOv8	91.4	88.1	90.5	89.7	2.10	5.9

息的显式建模，能够精准聚焦切线的边缘与局部特征，有效抑制背景噪声的干扰^[18]，显著增强了模型对小尺度、低对比度目标的识别能力，直接减少了错检与漏检的发生。同时，CA 模块的引入仅使参数量微增 0.01 M（从 3.01 M 到 3.02 M），计算量保持 8.2 GFLOPs 不变，证明其在解决错检漏检问题时几乎未增加模型负担，具备高效性。

进一步引入 GhostC2f 模块，参数量从 3.02 M 降至 2.6 M，计算量从 8.2 G FLOPs 降至 7.9 GFLOPs，轻量化效果初步显现；同时模型精度仅小幅回落（mAP@50% 为 91.0%，mAP@50-95% 为 90.1%），说明其在控制计算成本的同时，最大程度保留了 CA 模块带来的特征提取能力。

随着模型与 DWConv 的进一步结合，得到的 DWG-CA-YOLOv8 模型参数量降至 2.1 M（较 Baseline 减少 30.2%），计算量降至 5.9 GFLOPs（较 Baseline 减少 28.1%），轻量化水平显著提升；而 mAP@50% 与 mAP@50-95% 仍保持在 90.5% 与 89.7% 的高位，既解决了错检漏检问题，又满足了工业部署的轻量化需求，验证了本研究改进策略的合理性与实用性。

2.3 胶囊缺陷分类分析

本研究对包含 484 粒的 149 张实时图像进行胶囊缺陷检测和分类。大部分预测集中在矩阵对角线上，表明模型对各类胶囊缺陷具有优异的区分能力，如图 8 所示。混淆矩阵显示，多数类别（如帽缺陷、体缺陷）的对角线数值（正确分类数）占比极高，准确率接近 1.0；仅少数类别存在少量误分，但误分样本量占比极低。帽缺陷、体缺陷等类别正确分类率达 100%；正常与破损、凹陷与破损之间存在少量交叉误分，但占比不足 0.1，影响可忽略。

3 结论

本研究针对制药工业中胶囊微小缺陷识别难与边缘侧部署受限的现实矛盾^[19-20]，成功研发并验证了 DWG-CA-YOLOv8 轻量化检测算法。通过在骨干网络中嵌入 CA 机制，并协同应用 C2f_GhostConv 与 DWConv 进行结构重构，该模型实现了精度与效率的双重突破。DWG-CA-YOLOv8 的 mAP@50% 达到 90.5%，相较于基准模型 YOLOv8n 提升了 1.2%，验证了空间位置感知增强对微小切线特征捕捉的有效性。同时，模型在参数量（2.10 M）与计算量（5.9 GFLOPs）上分别实现了 30.2% 和 28.1% 的深度压缩，在 NVIDIA GeForce RTX 5060s

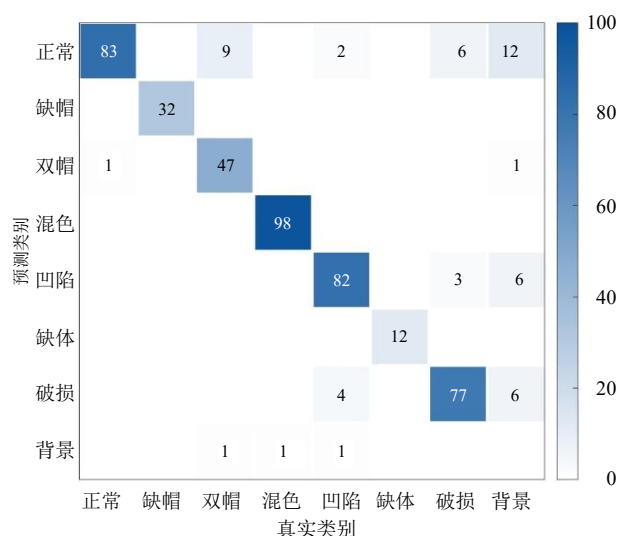


图 8 胶囊缺陷检测结果

Fig. 8 Detection results of capsule defect

GB 等低功耗硬件环境下的卓越表现证明了其在工业边缘侧部署的高度可行性。本研究为胶囊缺陷的实时在线检测提供了一种高精度、低成本的技术方案。未来研究将进一步探索算法在极端工况下的鲁棒性，并推进其与实时可编程逻辑控制器（programmable logic controller, PLC）控制系统的深度集成。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Vijayakumar A, Vairavasundaram S, Koilraj J A S, et al. Real-time visual intelligence for defect detection in pharmaceutical packaging [J]. *Sci Rep*, 2024, 14: 18811.
- [2] 董豪, 李少波, 杨静, 等. 基于特征融合与语义引导的药用胶囊表面缺陷检测 [J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(1): 158-170.
- [3] Wang Z Q, Tao Q, Zhong Z J, et al. Enhancing YOLOv8n with Mamba-like linear attention for defect detection and coating thickness analysis of irregular film tablet [J]. *Int J Pharm*, 2025, 678: 125704.
- [4] 洪景山, 祝颖丹, 宋康康, 等. 基于深度学习的工业缺陷检测研究进展 [J]. *计算机科学*, 2024, 51(10): 261-275.
- [5] 孙兴, 李杨, 毛天驰, 等. 改进 YOLOv8 在中药饮片自动识别标注中的研究与应用 [J]. *中草药*, 2025, 56(1): 216-226.
- [6] 李俊菽, 赵艺凡, 张晴晖, 等. 绿色褚橙的 CFCN-YOLO 检测算法 [J]. *南京农业大学学报*, 2025, 48(6): 1439-1450.

- [7] Gu Q, Han Z G, Kong S, *et al.* DCYOLO: Dual negative weighting label assignment and cross-layer decouple head for YOLO in remote sensing images [J]. *Expert Syst Appl*, 2025, 281: 127595.
- [8] Yao J L, Xu S, Huang F J, *et al.* Improved lightweight infrared road target detection method based on YOLOv8 [J]. *Infrared Phys Technol*, 2024, 141: 105497.
- [9] Sapkota R, Flores-Calero M, Qureshi R, *et al.* YOLO advances to its genesis: A decadal and comprehensive review of the you only look once (YOLO) series [J]. *Artif Intell Rev*, 2025, 58(9): 274.
- [10] Hou Q B, Zhou D Q, Feng J S. Coordinate attention for efficient mobile network design [A] // 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Nashville: IEEE, 2021: 13708-13717.
- [11] Xie C, Zhu H Y, Fei Y Q. Deep coordinate attention network for single image super-resolution [J]. *IET Image Process*, 2022, 16(1): 273-284.
- [12] 洪远, 姜明新, 冯国露, 等. 基于 FLH-YOLOv8 的轻量级红外目标检测算法 [J]. *传感技术学报*, 2025, 38(4): 658-667.
- [13] 王明慧, 陈燕, 寇立伟, 等. 基于 YOLOv8n 的轻量化鱼类检测算法 [J]. *现代电子技术*, 2025, 48(5): 79-85.
- [14] 张传伟, 张天乐, 周李兵, 等. 基于 GCDB-YOLOv8 的矿用无人车井下运输巷道工作人员检测方法 [J]. *煤炭学报*, 2025, 50(10): 4553-4568.
- [15] Wang Q L, Hu Z Y, Li E T, *et al.* YOLOLS: A lightweight and high-precision power insulator defect detection network for real-time edge deployment [J]. *Energies*, 2025, 18(7): 1668.
- [16] 王晓雯, 于骐瑞, 常居泰. 基于改进 YOLOv8 的道路缺陷检测 [J]. *电子测量技术*, 2025, 48(14): 154-161.
- [17] Yu Z H, Liang H Z, Ye O, *et al.* ESOD-YOLOv8: Small object detection enhanced with auto-disturbance rejection convolution [J]. *Expert Syst Appl*, 2026, 296: 129046.
- [18] Han H, Zhu F Z, Zhu B, *et al.* Target detection of remote sensing image based on an improved YOLOv5 [J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2023, 20: 6011605.
- [19] Holzinger A, Langs G, Denk H, *et al.* Causability and explainability of artificial intelligence in medicine [J]. *WIREs Data Min Knowl*, 2019, 9(4): e1312.
- [20] Liu H I, Galindo M, Xie H X, *et al.* Lightweight deep learning for resource-constrained environments: A survey [J]. *ACM Comput Surv*, 2024, 56(10): 1-42.

[责任编辑 潘明佳]