

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519786

改进 YOLOv8 的子午线轮胎气泡缺陷检测方法^{*}

路宇鹏 王明泉 李鹏波 吴志成 杨洁

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘要: 子午线轮胎 X 射线图像纹理复杂、缺陷形态多样,多依赖人工目测进行质检,难以兼顾高精度与实时性。为此,针对子午线轮胎气泡缺陷,提出一种基于 YOLOv8 改进的检测模型——YOLOv8n_RSI。首先,引入 RepNCSPELAN4 结构增强模型特征提取能力;其次,融合 SKAttention 注意力机制,自适应选择感受野大小,提升模型对多尺度目标的检测性能;最后,采用 Inner-CIoU 损失函数,通过增加中心点距离约束和宽高比惩罚项,有效提升检测精度。实验结果表明,相较于基准模型 YOLOv8n,所提出的 YOLOv8n_RSI 模型的精确率、召回率和平均精确率均值分别提升了 3.5%、7.0% 和 8.4%。同时,模型的计算复杂度和推理速度表明其能满足实时检测需求。初步的实际工业应用也验证了该改进模型的有效性。

关键词: 轮胎 X 射线图像;缺陷检测;YOLO;RepNCSPELAN4;SKAttention;Inner-CIoU

中图分类号: TP391.4;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Improving the meridian tire bubble defect detection method of YOLOv8

Lu Yupeng Wang Mingquan Li Pengbo Wu Zhicheng Yang Jie

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Radial tire X-ray images exhibit complex textures and diverse defect morphologies, often relying on manual visual inspection for quality control—a process that struggles to balance high precision with real-time efficiency. To address this, a detection model based on an improved version of YOLOv8, named YOLOv8n_RSI, is proposed for detecting air bubble defects in radial tires. First, the RepNCSPELAN4 architecture is introduced to enhance feature extraction capabilities. Second, the SKAttention mechanism is integrated to adaptively select receptive field sizes, improving the model's detection performance across multiple scales. Finally, the Inner-CIoU loss function is adopted, incorporating center point distance constraints and aspect ratio penalties to effectively enhance detection accuracy. Experimental results demonstrate that compared to the baseline YOLOv8n model, the proposed YOLOv8n_RSI achieves average improvements of 3.5% in precision, 7.0% in recall, and 8.4% in mean average precision. Furthermore, the model's computational complexity and inference speed indicate its suitability for real-time detection requirements. Preliminary industrial applications also validate the effectiveness of this improved model.

Keywords: tire X-ray images; defect detection; YOLO; RepNCSPELAN4; SKAttention; Inner-CIoU

0 引言

轮胎质量直接影响行驶安全^[1]。为提高轮胎的耐磨性和使用寿命,行业不仅以性能更优的子午线轮胎逐步替代斜交轮胎,同时对轮胎的出厂质检也在不断完善。

子午线轮胎的结构特点在于:胎体帘线按照子午线方向排列,近似垂直于轮胎中心线;带束层由多层帘布构成,帘线与胎面中心线以很小的角度交叉排列,形成一个几乎刚性的网状结构^[2]。优良的轮胎结构显著提升了轮胎使用

寿命和耐磨性能的同时,也因复杂的结构增加了生产过程中产生缺陷的风险。在制造过程中,子午线轮胎可能会产生如气泡、杂质、帘线异常等缺陷^[3]。其中,气泡缺陷是子午线轮胎生产中较为常见的一种缺陷,且对轮胎的危害性较大,本文聚焦于子午线轮胎气泡缺陷,旨在设计针对性算法以提高其检测准确率。

目前,轮胎内部缺陷的判断主要是通过人眼观察 X 射线图像,然而,该方法效率低下,且长时间工作易导致视觉疲劳,检测结果受主观因素影响较大,易出现误判和漏检。

收稿日期:2025-09-05

* 基金项目:国家自然科学基金(61171177)项目资助

随着深度学习技术的发展,研究自动化、高效的轮胎缺陷检测方法具有重要的现实意义。

子午线轮胎缺陷检测采用 X 射线成像检测技术^[4],子午线轮胎 X 射线图像由胎冠、胎肩、胎侧和胎圈 4 部分组成^[5]。此方法是利用 X 射线穿透不同物质时呈现出不同程度的衰减作用,在实时成像装置中展示出明暗度的差异,通过观察 X 射线图像中钢丝帘线的排列情况、明暗差异,推断子午线轮胎缺陷类型和缺陷位置。

为提升轮胎缺陷检测的速度和精度,近年来许多学者提出各自有效的方法,大致可分为基于图像处理的传统算法和基于深度学习的算法。

北京航空航空大学的 Zhao 等^[6]提出一种基于灰度共生矩阵(GLCM)的方法,结合轮胎 X 射线图像局部反差矩(LIDM)的特征分布检测轮胎是否存在杂质缺陷。林一等^[7]提出一种基于图像灰度分布曲线的杂质缺陷检测算法,经实验验证能够准确检测出杂质缺陷。济南大学多位学者^[8-12]基于穿线法对轮胎缺陷检测进行不同的研究,针对 X 光图像畸变、胎侧帘线稀疏、帘线弯曲、帘线散线、断裂等缺陷进行图像处理,处理后图像更易于分析,判断缺陷位置。

基于图像处理的传统算法通过捕捉纹理信息和形状特征进行缺陷识别,但无法充分利用全局特征,对于小尺度缺陷的检测精度较低,且需要对轮胎图像预处理、定位等步骤,严重依赖人工经验,对轮胎复杂图像无法做到准确识别。

与传统的轮胎缺陷检测算法相比,深度学习神经网络能够自动从轮胎缺陷图像中提取各种特征。无需手动特征提取,并且可以使用大量数据进行独立训练。使用深度学习检测轮胎缺陷可以分为两种方法:单阶段检测和双阶段检测。

沈阳理工大学的一些学者使用生成对抗网络进行轮胎缺陷检测的研究;刘韵婷等^[13]提出一种用于轮胎气泡缺陷检测的 FAMGAN 算法,对轮胎气泡缺陷检测精度可达到 0.837;李洪奎等^[14]提出的 AFGAN 算法增强模型的特征提取能力和检测精度。Chang 等^[15]提出一种集成 CNN 和 Faster R-CNN 的算法用于轮胎气泡缺陷检测,可以完全检测出气泡缺陷。吴则举等^[16]对多种轮胎缺陷,提出一种改进 Faster R-CNN 算法,该方法显著提升了轮胎缺陷的识别精度与定位鲁棒性。双阶段算法虽可以提升轮胎缺陷检测的精度,但检测模型过于庞大且迟缓,其速度无法达到工业实时检测的需求。

高度自动化的生产线需要精准的实时检测设备。因此,单阶段目标检测算法凭借其较高的精度、模型体积小、FPS 快等优势可以满足工业需求。

耿宇杰等^[17]提出一种 YOLOv7-DCA 模型,通过加强感受野,提升模型特征提取能力,显著提升模型的平均检测精度。Peng 等^[18]基于 YOLO 模型,融合 ELAN、

SPPCSPC 和 CBAM 模块,提出一种 TD-YOLOA 的模型,在其数据集上 mAP 值可达到 91.3%。Guo 等^[19]基于 YOLOv8 模型,在主干部分引入 SimAM 模块,在不同位置采用 ODConv 动态卷积模块,最终改进后模型在精度、召回率和 mAP 方面分别比 YOLOv8n 算法提高了 3.8%、1.1%和 3%。

从上述分析可以得出,当前针对轮胎气泡缺陷检测缺乏同时兼顾实时性和高精度的模型。为提升轮胎缺陷检测模型的适应性、减小模型体积并提高检测精度,以满足实际工业应用需求,本文聚焦于轮胎气泡缺陷检测,提出了一种基于 YOLOv8 的改进算法。本文的主要贡献如下:

1)构建轮胎气泡缺陷专用数据集。采集自轮胎生产工厂的原始轮胎 X 射线图像。经裁剪等预处理后构建可直接用于模型训练的数据集。

2)考虑到检测精度和实时性的要求,提出一种高效的轮胎气泡缺陷检测算法——YOLOv8n_RSI 模型。

将 Backbone 网络中的 C2f 模块替换为更高效的 RepNCSPELAN4 模块,减少参数量并提升模型计算效率和泛化能力,平均准确率均值(mAP)提升 5.3%的同时模型计算效率提升约 16%。引入 SKAttention 注意力机制以增强模型对不同尺度的感知能力,使 mAP 值提升 5.6%。采用 Inner-CIoU 损失函数优化边界框回归,加速模型收敛。三者协同优化,使得 mAP 值提升 8.4%且计算效率也可满足实时检测。

3)与现有缺陷检测方法相比,通过实验验证 YOLOv8n_RSI 模型在检测精度、计算复杂度等方面的优越性。进行多项对比与消融实验,验证所提出模块的有效性。

1 改进 YOLOv8n 轮胎缺陷检测算法

1.1 YOLOv8 模型框架

YOLOv8 是一种单阶段目标检测算法,继承了 YOLO (you only look once)系列算法的网络结构^[20]。单次前向传播的设计使检测速度快,多尺度特征融合使检测准确。此外,YOLOv8 可以自由切换不同 YOLO 版本的训练模型。其独特的增强包括以下 3 个方面:构建新的骨干网络、实现新的无锚点检测头以及使用新的分类损失。YOLOv8 的网络结构如图 1 所示。其中,Backbone 网络中的 C2f 模块采用了 YOLOv7 高效层聚合网络(ELAN)的设计理论。空间金字塔池化特征(SPPF)模块在骨干网络末端进行扩展,能够有效捕捉多尺度特征,并融合局部和全局数据。

YOLOv8 采用 mosaic 数据增强,并在最后 10 个周期关闭以确保检测精度。YOLOv8 能通过使用更有效的非极大值抑制(NMS)方法,优化模型后处理阶段,增强重叠目标的弱化效果,从而提高目标识别精度。

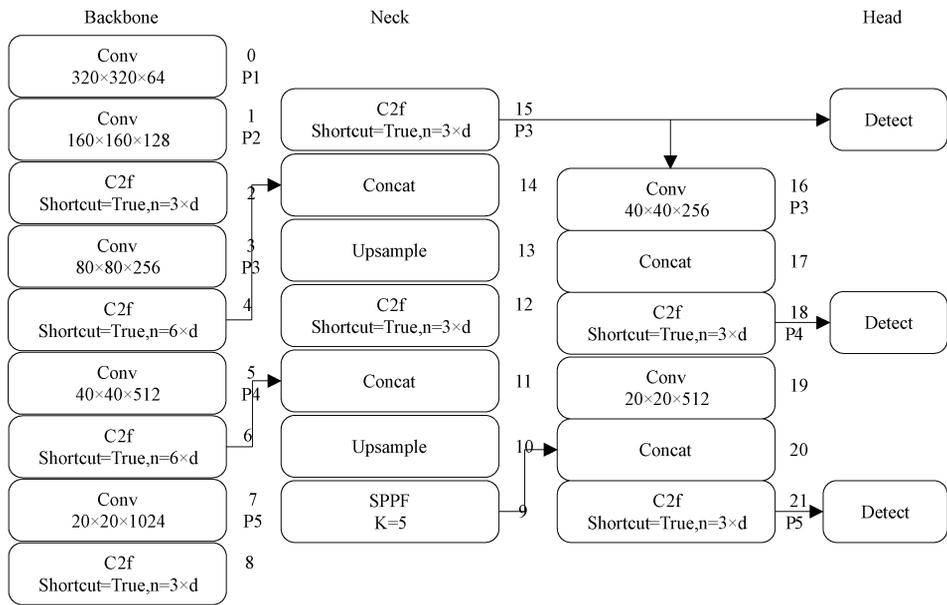


图 1 YOLOv8 网络结构
Fig. 1 YOLOv8 network structure

1.2 改进后的网络结构

YOLOv8 系列包括 n、s、l、m、x 五种结构尺寸,模型尺寸和模型参数随尺寸增加而增大,以确保轻量化。本文选取了尺寸和参数最小的 YOLOv8n 进行改进,生成模型

YOLOv8n_RSI,如图 2 所示。在 YOLOv8 模型的基础上,替换 Backbone 网络的 C2f 模块为 RepNCSP ELAN4 模块,引入 SKAttention 注意力机制,同时采用 Inner-CIoU 损失函数。

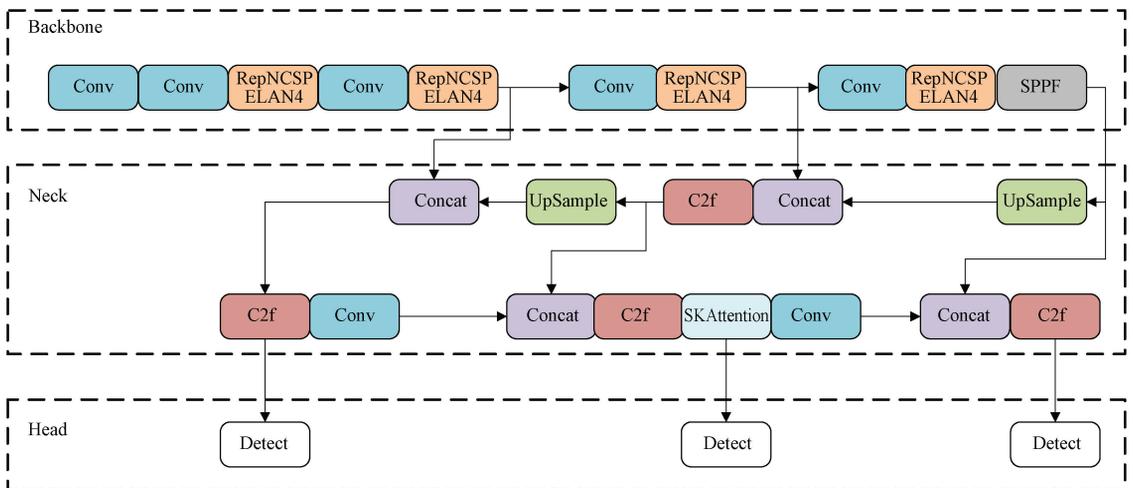


图 2 YOLOv8n-RSI 网络结构
Fig. 2 YOLOv8n-RSI network structure

RepNCSP ELAN4 块整合卷积层以训练判别特征^[21]。这些架构组件旨在有效地管理输入属性,同时保留进行准确目标检测所需的空间和语义信息。在网络的不同层次应用上采样技术以增强特征图的空间分辨率。通过将上采样的特征图与早期层的特征图连接,促进了多尺度数据集成。

RepNCSP ELAN4(带有跨阶段部分 CSP 和 ELAN 的 Rep-Net)是一种结合了跨阶段部分(CSP)连接和 ELAN

的特征增强块架构。如图 3 所示,将输入分成两部分,分别用多个 RepNCSP 块处理,然后在进行最终卷积层处理之前将输出连接起来。CSP 连接促进了网络不同阶段之间的信息流动。ELAN 通过注意力机制增强特征表示。RepNCSP ELAN4 通过结合高效的特征提取与注意力机制,增强特征表示。使网络能够捕捉并强调与目标检测任务相关的关键特征。

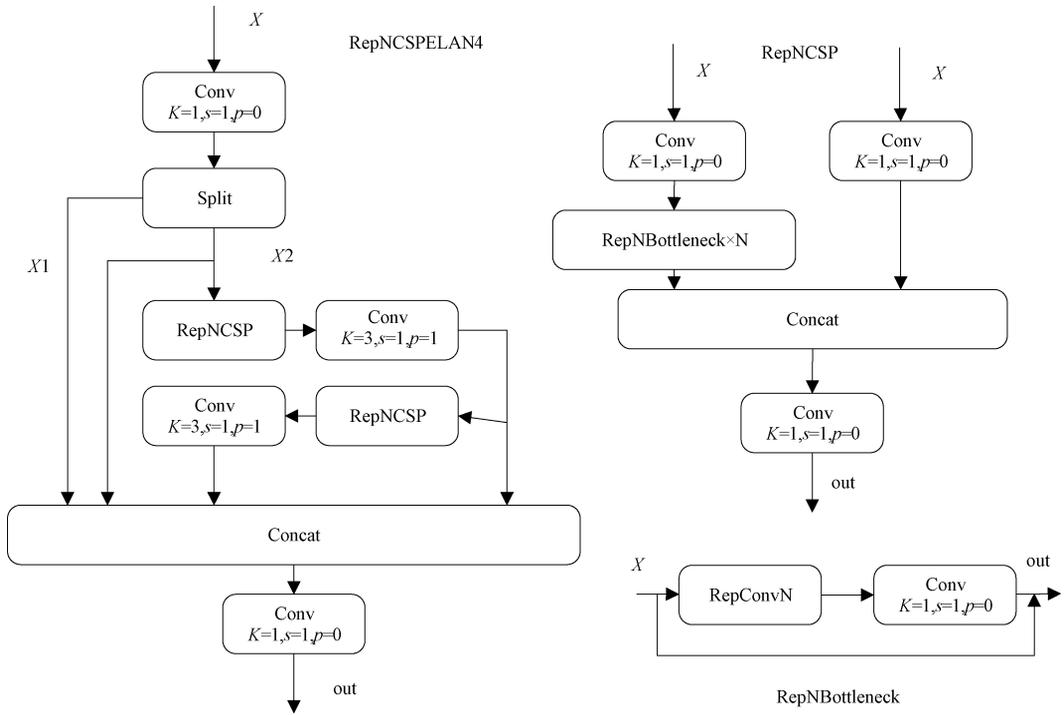


图 3 RepNCSPELAN4 网络结构

Fig. 3 RepNCSPELAN4 network structure

注意力机制(attention mechanism)核心思想是让模型动态分配计算资源到输入数据的关键部分,聚焦于特定信息并忽略其他不相关信息,从而提升信息处理的效率与精度。

SKAttention(selective kernel attention)是一种多尺度注意力机制^[22],它通过使用不同大小的卷积核来捕获不同尺度的信息,然后自适应地融合这些特征。目标尺度的不同需要相适应的感受野,选择性核(selective kernel)根据输入信息的多尺度自适应地调整感受野(卷积核)的大小,对于复杂图像空间有更好的感知能力。

具体地说,首先将输入特征图分别通过不同大小的卷积核得到多个分支的特征,然后将这些分支的特征相加

融合。接着,通过全局平均池化和全连接层生成每个分支的注意力权重,并用 softmax 进行归一化。最后,使用这些权重对各个分支的特征进行加权求和,从而得到最终的特征表示。这种机制使网络能够根据输入内容动态调整不同尺度特征的权重,增强模型对多尺度目标的感知能力。

SKNet 网络主要分为 Split、Fuse、Select 3 个操作,如图 4 所示。Split 算子产生多条不同核大小的路径。Fuse 运算符聚合多个路径的信息,以获得用于选择权重的全局和综合表示。Select 操作符根据选择权重聚合不同大小内核的特征图。网络可以侧重于当前最有效的特征尺度,从而优化处理结果。

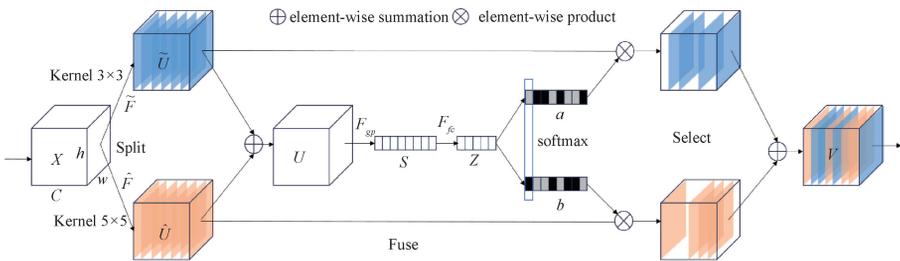


图 4 选择性核网络结构

Fig. 4 Selective kernel networks structure

交并比(intersection over union, IoU)是目标检测中用于衡量预测边界框与真实边界框重叠程度的指标。其基本公式为:

$$IoU = \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|} \quad (1)$$

式中: B 和 B^{gt} 分别代表预测值和真实值。 $|B \cap B^{gt}|$ 是预测和

真实标签之间重叠的像素数量, $|B \cup B^{gt}|$ 是两者的并集像素数量。IoU 值越高, 表明预测区域与实际区域之间的对齐程度越好, 反映出模型越准确。

边界框回归损失函数是目标检测的重要组成部分, 目标检测的精度在很大程度上取决于损失函数, 在 YOLOv8 中使用的损失函数是 CIoU, 其计算公式为:

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v} \quad (3)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{\omega^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{\omega}{h})^2 \quad (4)$$

其中, b 和 b^{gt} 分别是 B 和 B^{gt} 的中心点, ρ 指的是欧氏距离, c 是最小边界框的对角线。 α 是正则化参数, v 是长宽比一致性参数, ω 和 h 分别表示预测框的宽度和高度, ω^{gt} 和 h^{gt} 分别表示目标框的宽度和高度。CIoU 损失函数考虑了形状损失, 对目标框的预测更为敏感, 但是其也加剧目标框的错位和重叠。轮胎缺陷通常是具有宽纵横比和不规则形状的瑕疵, 而 CIoU 在识别这类缺陷时准确率较低。此外, 轮胎缺陷的样本差异很大, 使用 CIoU 的 YOLOv8n 模型的收敛需要较长时间。为了解决上述问题, 本文引入了基于辅助边界的 Inner-CIoU 损失函数, 通过限制辅助边界的尺度来加速模型的回归收敛, 更准确的实现对样本的定位^[23]。如图 5 所示, 该图分别展示了小尺寸和大尺寸情况下 Inner-CIoU 计算方法的示意图及其计算公式。

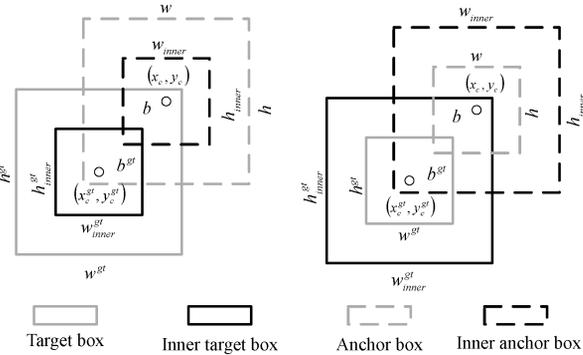


图 5 Inner-CIoU 示意图

Fig. 5 Schematic of Inner-CIoU

Inner-CIoU 通过聚焦边界框的核心区域, 并使用比例因子调整辅助边框的大小, 以灵活适应各种轮胎缺陷, 从而更准确地评估重叠区域, 提升了模型的泛化能力。Inner-CIoU 作为一种更全面、以目标为中心的性能评估指标, 通过调整辅助框架的比例, 增强了目标识别的准确性和效率。微小目标检测完全利用了 Inner-CIoU 的特性, 可靠地识别微小区域内的检测目标。

$$b_l^{gt} = x_c^{gt} - \frac{\omega^{gt} \times ratio}{2}, b_r^{gt} = x_c^{gt} + \frac{\omega^{gt} \times ratio}{2} \quad (5)$$

$$b_l^{gt} = y_c^{gt} - \frac{h^{gt} \times ratio}{2}, b_b^{gt} = y_c^{gt} + \frac{h^{gt} \times ratio}{2} \quad (6)$$

$$b_l = x_c - \frac{\omega \times ratio}{2}, b_r = x_c + \frac{\omega \times ratio}{2} \quad (7)$$

$$b_l = y_c - \frac{h \times ratio}{2}, b_b = y_c + \frac{h \times ratio}{2} \quad (8)$$

$$inter = (\min(b_r^{gt}, b_r) - \max(b_l^{gt}, b_l)) \times (\min(b_b^{gt}, b_b) - \max(b_t^{gt}, b_t)) \quad (9)$$

$$union = (\omega^{gt} \times h^{gt}) \times (ratio)^2 + (\omega \times h) \times (ratio)^2 - inter \quad (10)$$

$$IoU^{inner} = \frac{inter}{union} \quad (11)$$

$$L_{Inner-CIoU} = L_{CIoU} + IoU - IoU^{inner} \quad (12)$$

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集与实验环境

目前没有关于轮胎 X 光图像缺陷的公开数据集, 为了展开轮胎 X 光图像缺陷自动识别的研究需要建立自己的数据集。本文采用的数据集为从辽宁省朝阳市某轮胎生产厂商的子午线轮胎 X 光图像。原始图像宽度为 1 664 pixel, 高度为 6 000 pixel~10 000 pixel 不等, 为方便模型训练, 将其裁剪为 1 664 pixel×1 000 pixel 的标准数据集格式, 共获得 573 张气泡缺陷图像。训练的输入图像尺寸为 640 pixel×640 pixel, batchsize 大小为 16, 训练轮数为 700, 使用随机梯度下降(SGD)法, 初始和最终学习率为 0.01。实验中所有模型都在相同的环境下使用相同的训练参数训练 700 轮。将其中 15% 的数据划分为验证集, 剩余图像划分为训练集。表 1 所示为实验所用环境。

表 1 实验环境

Table 1 Experimental environment

名称	配置
操作系统	Windows 10
CPU	Intel(R) Core(TM)i9-9900K
GPU	NVIDIA RTX2080Ti
RAM	16 GB
Python	3.9
Pytorch	2.3.1

2.2 评价指标

为评估目标检测模型识别轮胎缺陷的性能, 采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精确率均值(mAP)、每秒十亿次浮点运算次数(GFLOPs)、每秒帧数(FPS)和模型参数数量(Parameters)作为评估指标^[24]。

1) 精确率(precision, P): 分类正确的缺陷样本在分类为缺陷样本中的比例, 精确率越高说明误判越少。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

2)召回率(recall, R):分类正确的缺陷样本在全部缺陷样本中的比例,召回率越高说明漏判越少。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

其中,TP表示正确检测到的缺陷样本,FP表示错误检测为缺陷的无缺陷样本,FN表示未检测到的缺陷样本。

3)平均精确率均值(mean average precision, mAP):精确率和召回率的交点与原点形成的矩形的面积,它通过计算每个类别的平均准确率(AP),并取其平均值来评估模型的性能。M表示数据集中缺陷类别的数量。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (15)$$

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M AP \quad (16)$$

FPS被用于评估轮胎检测模型的实时性能。GFLOPs和模型参数数量被用于评估轮胎检测模型复杂度,GFLOPs越低,模型计算负担越小,模型参数数量越多,其

拟合能力越强。精确率、召回率和mAP被用于评估轮胎检测模型的检测性能,其值越高表示模型性能越好。

2.3 不同位置添加模块性能对比实验

RepNCSPELAN4模块核心优势在于结构重参数化设计和更彻底的跨阶段部分连接(ELAN),能够有效的提升模型的特征提取能力和梯度流。通过在不同部分替换YOLOv8模型中的C2f模块,评估RepNCSPELAN4模块对模型的影响,具体如表2所示。YOLOv8n为基础模型。YOLOv8n-A为将YOLOv8n模型Backbone部分的C2f模块替换为RepNCSPELAN4模块,此模型精确率和召回率为最高值,较基础模型分别提升2.2%、4.2%,且GFLOPs和参数数量都有明显下降。YOLOv8n-B为将YOLOv8n模型Neck部分的C2f模块替换为RepNCSPELAN4模块,YOLOv8n-C为将YOLOv8n模型中所有C2f模块替换为RepNCSPELAN4模块,综合比较,替换Backbone部分的C2f模块可以取得最优的模型性能。

表2 RepNCSPELAN4位置对比

Table 2 RepNCSPELAN4 position comparison

网络结构	P/%	R/%	mAP/%	GFLOPs	FPS	Parameters
YOLOv8n	78.9	71.1	75.3	8.1	58.81	3 005 843
YOLOv8n-A	81.1	75.3	80.6	6.8	72.94	2 593 411
YOLOv8n-B	78.8	71.9	78.5	7.2	79.53	2 600 371
YOLOv8n-C	79.8	72.8	80.8	5.9	65.14	2 187 939

SKAttention通过抑制不必要的通道,增强重要的通道,自适应的让网络选择感受野的大小,以此来提升模型性能。在不同位置添加SKAttention注意力机制也会影响网络选择合适尺度的能力,如表3所示。YOLOv8n为基础

模型,通过在Neck部分的不同位置添加SKAttention注意力机制可以看出,在图1的第18层,即对P4特征图添加SKAttention注意力机制,可以有效提升特征融合能力,其精确率、召回率和MAP值较其他模型均有明显升高。

表3 SKAttention位置对比

Table 3 SKAttention position comparison

网络结构	P/%	R/%	mAP/%	GFLOPs	FPS	Parameters
YOLOv8n	78.9	71.1	75.3	8.1	58.81	3 005 843
YOLOv8n_SKAttention_P3	77.8	67.5	76.2	12.5	78.08	3 361 203
YOLOv8n_SKAttention_P4	80.4	75.4	80.9	12.5	73.62	4 404 659
YOLOv8n_SKAttention_P5	79.6	69.3	75.4	12.5	68.06	8 555 955
YOLOv8n_SKAttention_P345	77.5	75.4	79.6	21.4	67.59	10 310 131

2.4 消融实验

为系统评估各改进模块的有效性及其协同作用,以YOLOv8n为基线模型,所有消融实验按相同实验条件在自建气泡缺陷数据集上进行。如表4所示,YOLOv8n_R模型将Backbone网络的C2f模块替换为RepNCSPELAN4模块,提升模型的特征提取能力,减少了1.3 GFLOPs,显著降低模型的运算复杂度,同时提升各精度指标。YOLOv8n_S模型在Neck部分处理P4特征图时

添加SKAttention注意力机制,获得最优特征融合效果,各精度指标分别提升1.5%、4.3%、5.6%。YOLOv8n_I模型将Inner-CIoU替换Ciou损失函数,显著提升模型的精确率。

3种模块融合改进获得YOLOv8n_RSI模型,其精确率、召回率和mAP值均达到最优,分别较基础模型提升3.5%、7%、8.4%,且FPS和模型参数数量有明显提高。消融实验表明各模块对于提升模型性能有效,YOLOv8n_RSI模

表 4 消融实验

Table 4 Ablation experiment

网络结构	P/%	R/%	mAP/%	GFLOPs	FPS	Parameters
YOLOv8n	78.9	71.1	75.3	8.1	58.81	3 005 843
YOLOv8n_R	81.1	75.3	80.6	6.8	72.94	2 593 411
YOLOv8n_S	80.4	75.4	80.9	12.5	73.62	4 404 659
YOLOv8n_I	82.0	71.9	80.2	8.1	69.59	3 005 843
YOLOv8n_RS	76.5	77.0	80.2	11.2	64.83	3 992 227
YOLOv8n_RSI	82.4	78.1	83.7	11.2	67.26	3 992 227

型能够显著提高精测精度和实时性。

2.5 泛化实验

5-fold 交叉验证是一种评估模型泛化能力的方法,常用于数据集较小的情况,将原始数据集分成 5 个子集,依次将其中一个子集作为验证集,其余子集作为训练集进行训练和评估,如表 5 所示,YOLOv8n_RSI 模型在 5 次交叉验证中均表现稳定,说明其具有良好的泛化能力。

表 5 5-fold 交叉验证结果

Table 5 Results of 5-fold cross-validation %

次数	P	R	mAP
1	80.5	79.8	83.8
2	82.7	80.6	85.1
3	79.2	77.2	80.0
4	84.0	78.6	82.1
5	86.9	85.1	89.2
Avg	82.66	80.26	84.04

为进一步验证 YOLOv8n_RSI 模型对其他厂家子午线轮胎气泡缺陷的检测效果,选取其他厂家 82 张有缺陷图像,如表 6 所示,mAP 值相较原始数据集并未下降,表明改进方法具有良好的跨数据泛化能力。

表 6 泛化实验

Table 6 Generalization experiment %

网络结构	P	R	mAP
YOLOv8n	80.4	70.5	77.8
YOLOv8n_RSI	87.9	77.1	85.1

此外,为检验算法对其他类型缺陷的识别性能,选择子午线轮胎杂质缺陷进行实验。由表 7 可知,YOLOv8n_RSI 模型对杂质缺陷同样表现出优异的检测效果,mAP 值提升了 8%,进一步验证了模型改进的有效性与广泛适用性。

2.6 模型对比实验

为验证 YOLOv8n_RSI 改进的有效性,根据轮胎缺陷检测需要高准确率和实时性的特点,选择适当的模型设计对比实验,如表 8 所示。YOLO 是一种高效的计算机视觉

表 7 杂质缺陷模型验证

Table 7 Impurity defect model validation %

网络结构	P	R	mAP
YOLOv8n	86.3	80.4	84.4
YOLOv8n_RSI	89.2	84.3	92.4

算法, YOLOv5、YOLOv8、YOLOv10、YOLOv11、YOLOv12 均是基于先前版本,对模型不断优化改进,以获得更高的检测精度和速度。YOLOv5 在卷积神经网络的基础上融合特征金字塔和 SPP 模块,以模块化的设计实现轻量化和高精度,但其对小目标检测效果较差,可以看出其 mAP 值是所有对比模型中最差的;YOLOv10 移除了耗时的后处理步骤,可以获得极致的检测速度,YOLOv11、YOLOv12 用 C3k2 替换 YOLOv8 中的 C2f 模块,一定程度提升模型性能,这 3 种模型相较于 YOLOv8 需要更高的 Pytorch 版本,从而需要更高的计算机配置,为满足工业生产的要求,在准确率没有明显的提升时,YOLOv8 算法在较低的配置下,可以获得更高的检测精度。YOLOv8 五种不同模型尺寸的比较,虽然 YOLOv8l 获得了最高的 mAP 值,但是其模型体积也大大提升,这不利于对轮胎的实时检测,不满足工业生产需要。综上,选择 YOLOv8n 为基线模型。

YOLOv8n_RSI 模型与其他 YOLOv8 的改进模型对比,获得最高的精度指标,单张推理延迟和 FPS 表明其能满足实时性要求。

2.7 实际效果展示

为验证模型实际检测效果,选择 6 张轮胎 X 光图像进行测试。图像尺寸为 1 664 pixel×1 000 pixel,置信度阈值为 0.25,对比 YOLOv8n_RSI、YOLOv8n、YOLOv10n 3 种算法,结果如图 6 所示。第 1 列为原始图像,第 2 列为缺陷局部放大图。前 4 张图中,3 种模型基本都能定位缺陷,但 YOLOv10n 在第 2 张图中仅检测出一半缺陷。第 5 张图含 3 处缺陷,YOLOv8n_RSI 全部检出,YOLOv8n 也检出 3 处但将花纹误判为缺陷,YOLOv10n 仅检出两处。第 6 张图无缺陷,YOLOv8n_RSI 未误检,而另两种模型将花纹误认为缺陷。

表8 对比实验

Table 8 Comparative experiment

网络结构	P/%	R/%	mAP/%	单张推理延迟/ms	FPS	模型体积/M
YOLOv5n	76.9	70.0	72.8	30.74	60.84	5.05
YOLOv8n	78.9	71.1	75.3	24.64	58.81	5.98
YOLOv8s	81.2	68.4	76.4	26.38	57.80	21.40
YOLOv8m	78.2	71.1	78.1	38.14	39.85	49.60
YOLOv8l	78.6	70.7	78.9	49.78	28.43	83.60
YOLOv8x	85.7	70.2	77.8	67.96	19.72	130.00
YOLOv10n	80.8	70.2	76.8	27.35	75.15	5.49
YOLOv11n	79.1	71.1	75.8	26.67	73.91	5.24
YOLOv12n	82.5	68.4	78.0	33.23	57.04	5.29
YOLOv8n_EMA	78.3	66.7	75.0	24.50	61.43	5.30
YOLOv8n_CoordConv	75.5	64.9	73.2	25.93	67.80	6.02
YOLOv8n_CoTAttention	75.9	69.3	74.1	27.66	72.75	7.45
YOLOv8n_RSI	82.4	78.1	83.7	29.68	67.26	8.00

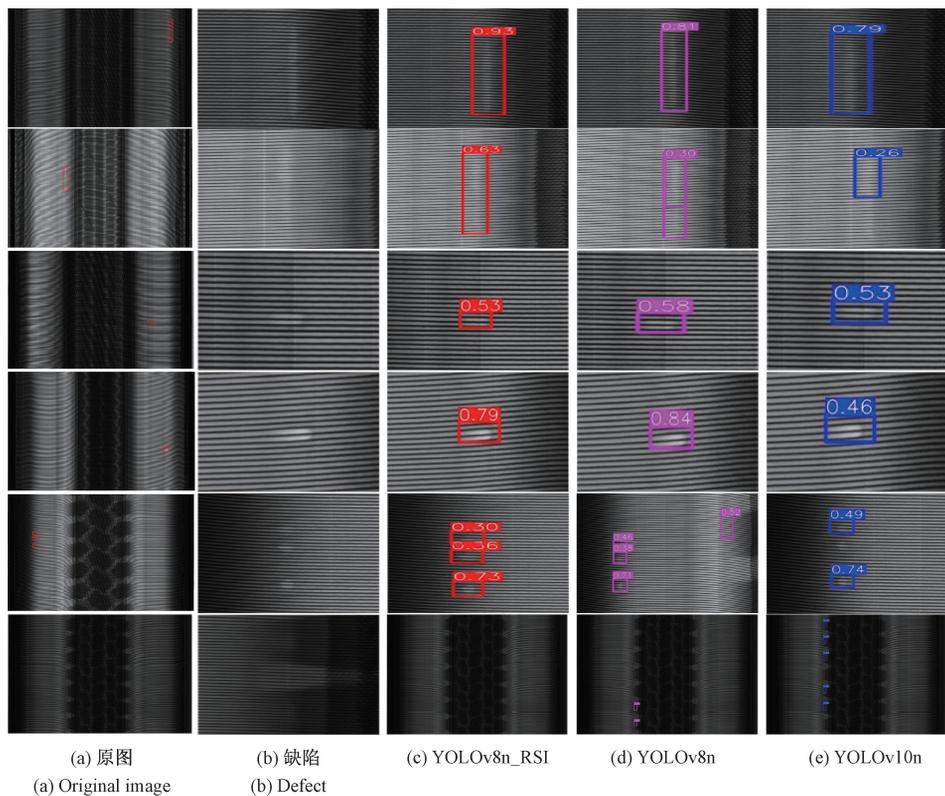


图6 不同模型检测效果

Fig. 6 Detection performance of different model

2.8 实际应用

在实际应用中,将形状为宽度为1 664 pixel,高度6 000~10 000 pixel不等的轮胎X光射线图像输入检测软件中,软件将图像分成1 664 pixel×1 000 pixel的图像进行缺陷检测,从而在串行中产生6~10张图像用于单图像

检测。若是所有图像都不存在缺陷,判定轮胎无质量问题,否则认为轮胎存在质量问题,并在软件可视化界面展示缺陷位置及大小。如图7所示为一副存在气泡缺陷的图像在软件中检测的结果。



图 7 缺陷检测软件

Fig. 7 Defect detection software

3 结 论

本文提出一种高效的 YOLOv8n_RSI 模型对轮胎 X 射线图像进行气泡缺陷检测。以 YOLOv8n 作为基线模型,为增强模型特征提取能力,将 RepNCSPeLan4 结构替换 Backbone 网络中的 C2f 模块,在减少参数量同时提升模型计算效率和泛化能力;在 Neck 网络的第 18 层引入 SKAttention 注意力机制,通过自适应选择不同尺度的特征响应,提升模型对多尺度目标的区分能力;采用 Inner-CIoU 损失替代原 IoU 损失,通过更精准的边界框回归优化,有效解决了复杂场景下的定位偏差问题。实验结果表明,所提出的 YOLOv8n_RSI 模型在精确率、召回率、mAP 较 YOLOv8n 模型分别提高 3.5%、7%、8.4%,此外,模型的运算复杂度和 FPS 也满足实时检测的需求。消融、泛化及对比实验证明,该模型能精确检测子午线轮胎气泡缺陷。

改进后的 YOLOv8n_RSI 模型兼具实时检测与高精度优势,但仍需持续优化。未来计划扩充轮胎缺陷数据集,实现对轮胎 X 射线图像的多缺陷准确检测,最终开发出替代人工目检的工业级全自动轮胎缺陷检测系统。

参考文献

- [1] 张兴伟,刘韵婷,陈浩,等. 基于 U-Net 判别器的轮胎图像缺陷检测方法研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(16):139-146.
ZHANG X W, LIU Y T, CHEN H, et al. Research on tire image defect detection method based on U-Net discriminator [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(16):139-146.
- [2] MAO R, SUN P F, ZHOU SH T, et al. Optimization of tire-ground performance through meshed belt layer structure[J]. Journal of Industrial Textiles, 2024, 54:1-23.
- [3] 逢增治,郑修楠,李金屏. 全钢子午线轮胎 X 光图像的缺陷检测研究现状[J]. 智能系统学报, 2019, 14(4): 793-803.

- PANG Z ZH, ZHENG X N, LI J P. Research status of defect detection in X-ray images of all-steel radial tires[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(4): 793-803.
- [4] WU J J, XU X H, YANG J Y. Object detection and X-ray security imaging: A survey[J]. IEEE Access, 2023, 11: 45416-45441.
- [5] 王广周,崔雪红,王旭,等. 基于编码器和多尺度特征融合的轮胎缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(23): 25-32.
WANG G ZH, CUI X H, WANG X, et al. Tire defect detection based on encoder and multi-scale feature fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(23): 25-32.
- [6] ZHAO G, QIN SH Y. High-precision detection of defects of tire texture through X-ray imaging based on local inverse difference moment features[J]. Sensors, 2018, 18(8):2524.
- [7] 林一,苑玮琦. 基于特征直方图的轮胎 X 光图像杂质检测算法[J]. 微处理机, 2023, 44(5):35-39.
LIN Y, YUAN W Q. Impurity detection algorithm of tire X-ray image based on feature histogram [J]. Microprocessors, 2023, 44(5):35-39.
- [8] 张潘杰,郑修楠,李金屏. 基于穿线法的轮胎帘线断裂缺陷检测[J]. 济南大学学报(自然科学版) 2018, 32(2):102-106.
ZHANG P J, ZHENG X N, LI J P. Tire cord breakage detection based on threading method [J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2018, 32(2):102-106.
- [9] 赵鹏鹏,陈仁龙,李金屏. 基于穿线法的胎侧散线缺陷检测[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2018, 32(3): 218-222.
ZHAO P P, CHEN R L, LI J P. Defect detection of sidewall loose line based on threading method [J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2018, 32(3):218-222.
- [10] 郑修楠,张潘杰,李金屏. 基于穿线法的轮胎帘线弯曲缺陷检测[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2018, 32(4):286-290.
ZHENG X N, ZHANG P J, LI J P. Bending defect detection of tire cord based on threading method[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2018, 32(4):286-290.
- [11] 陈仁龙,赵鹏鹏,李金屏. 基于穿线法的轮胎胎侧帘线稀疏缺陷的检测[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2018, 32(5):417-421.
CHEN R L, ZHAO P P, LI J P. Detection of sparse

- defects in tire cord based on threading method[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2018, 32(5):417-421.
- [12] 郝晋一,李鹏程,黄艺美,等.基于穿线法的轮胎X光图像畸变检测[J].山东大学学报(工学版),2022, 52(3):9-17.
- HAO J Y, LI P CH, HUANG Y M, et al. Tire X-ray image distortion detection based on threading method [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2022, 52(3):9-17.
- [13] 刘韵婷,刘鑫,高宇.基于FAMGAN的轮胎X光图像缺陷检测[J].电子测量与仪器学报,2023, 37(12): 58-66.
- LIU Y T, LIU X, GAO Y. Defect detection of tire X-ray images based on FAMGAN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12):58-66.
- [14] 李洪奎,陈浩,刘韵婷,等.基于改进自编码器结构的轮胎缺陷检测[J].电子测量与仪器学报,2024, 38(10): 170-179.
- LI H K, CHEN H, LIU Y T, et al. Tire defect detection based on improved autoencoder structure[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(10):170-179.
- [15] CHANG CH Y, WANG W CH. Integration of CNN and faster R-CNN for tire bubble defects detection[C]. 2019 International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications, 2019: 285-294.
- [16] 吴则举,焦翠娟,陈亮.基于改进Faster R-CNN的轮胎缺陷检测方法[J].计算机应用,2021, 41(7): 1939-1946.
- WU Z J, JIAO C J, CHEN L. Tire defect detection method based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(7): 1939-1946.
- [17] 耿宇杰,王明泉,谢绍鹏,等.改进YOLOv7的子午线轮胎X光图像缺陷检测[J].科学技术与工程,2024, 24(17):7231-7238.
- GENG Y J, WANG M Q, XIE SH P, et al. Improved defect detection in radial tire X-ray images of YOLOv7 [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(17): 7231-7238.
- [18] PENG CH, LI X Y, WANG Y L. TD-YOLOA: An efficient YOLO network with attention mechanism for tire defect detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:1-11.
- [19] GUO CH, CHEN M X, WU J J, et al. A universal tire detection method based on improved YOLOv8[J]. IEEE Access, 2024, 12:174770-174781.
- [20] 王迎龙,孙备,丁冰,等. BG-YOLO:复杂大视场下低慢小无人机目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(2): 255-266.
- WANG Y L, SUN B, DING B, et al. BG-YOLO: A low-altitude slow-moving small UAV targets detection method in complex large field of view [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(2): 255-266.
- [21] 骆远翔,刘春玲,李想.面向X射线图像违禁品检测的GELAN-YOLOv8算法[J].激光与光电子学进展, 2025, 62(2):400-408.
- LUO Y X, LIU CH L, LI X. GELAN-YOLOv8 algorithm for contraband detection in X-ray image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(2): 400-408.
- [22] ZHAI M L, XIANG X ZH, LYU N, et al. SKFlow: Optical flow estimation using selective kernel networks[J]. IEEE Access, 2019, 7:98854-98865.
- [23] YAN ZH B, ZHANG T, LIU Y, et al. MSD-YOLO: A novel method for detecting microscopic surface defects in metal spray-painted thermal mugs[C]. 2024 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation(WRC SARA). IEEE, 2024: 121-128.
- [24] 张彪,苟荣科,许家忠.基于深度学习的工业轴承缺陷检测算法研究[J].仪器仪表学报,2025, 46(4): 136-149.
- ZHANG B, XUN R K, XU J ZH. Research on industrial bearing defect detection algorithm based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(4): 136-149.

作者简介

路宇鹏, 硕士研究生, 主要研究方向为子午线轮胎缺陷检测。

E-mail: jet310@163.com

王明泉(通信作者), 教授, 主要研究方向为图像处理, 目标检测。

E-mail: wangmq@nuc.edu.cn

李鹏波, 硕士研究生, 主要研究方向为子午线轮胎缺陷检测。

E-mail: 3544474014@qq.com

吴志成, 硕士研究生, 主要研究方向为复合材料缺陷检测。

E-mail: 619991711@qq.com

杨洁, 硕士研究生, 主要研究方向为爆炸冲击波超压重建。

E-mail: 1181566640@qq.com