

# 基于目标检测的轮胎病象识别方法研究

庞善臣<sup>1</sup> 常琳<sup>1,2</sup>

1 中国石油大学(华东) 青岛软件学院 计算机科学与技术学院 山东省智能油气工业软件重点实验室,  
山东青岛, 266580;

2 赛轮集团股份有限公司, 山东青岛, 266045;

**摘要:** 目标检测是计算机视觉中的关键技术, 旨在识别并定位图像中的特定对象。在轮胎表面病象检测中, 传统方法因病象特征与正常纹理高度相似而难以准确区分。为提升多尺度特征提取能力, 本研究在特征融合网络中加入了双向特征金字塔(Bi-FPN)。Bi-FPN能传递高层次语义信息, 增强低层次的空间细节, 促进多层次特征之间的双向信息流动, 确保模型能够有效捕捉全局和局部的病象特征。实验结果表明, 该算法在真实轮胎数据集上展示了出色的泛化能力和鲁棒性, 准确识别轮胎病象。这证明了研究方案的有效性和工业应用潜力, 显著提升了轮胎表面病象识别的准确性, 推动了相关领域的技术进步。

**关键词:** 信息技术; 病象识别; YOLOv11; 轮胎外观; 双向特征金字塔模块

**DOI:**10. 69979/3041-0673. 25. 03. 060

## 引言

轮胎的质量是保障行车安全的关键因素之一。然而, 在轮胎使用过程中常出现诸如鼓包、爆胎等问题, 这些病象会影响汽车操纵的稳定性, 甚至可能在车辆运行过程中出现故障危及生命安全<sup>[1]</sup>。因此, 高效准确的轮胎外观病象检测方法对于保障车辆和人身安全具有重要意义<sup>[2]</sup>。

传统的轮胎外观病象检测依赖于人工目视检查<sup>[3]</sup>, 存在主观性和效率低下的问题。随着计算机视觉和深度学习技术的不断发展, 各行各业也趋于智能化检测。姚若禹<sup>[4]</sup>基于YOLOv8模型引入Slim-neck特征融合网络、全维度动态卷积和SENetV2注意力机制, 增强了模型对钢材表面缺陷检测的特征提取、融合与学习能力。常琳凯等人<sup>[5]</sup>在YOLOv8模型的主干网络和颈部网络引入Star\_CGLU\_C2f和Light-Asf-Neck, 实现更加轻量、准确以及高效的木材缺陷检测。张克华等人<sup>[6]</sup>基于YOLOv8模型的算法, 通过引入SPD-Conv模块增强中小目标特征表示能力, 以及采用Focal-SIoU损失函数调整样本权重, 提高了模型对铁路表面缺陷的识别能力和整体性能。除此之外, 一些研究者也对轮胎智能化检测进行了深入研究。顾海军<sup>[7]</sup>基于深度学习的轮胎缺陷检测系统, 通过预处理、固定像素切割、特征标记及Mask R-CNN自适应训练, 实现轮胎X光图像多缺陷分类与检测。

轮胎外观病象检测的传统方法主要依赖于图像处理技术<sup>[8]</sup>。传统方法通常先对轮胎图像进行预处理, 如去噪、增强等, 以提高图像质量。然后, 利用边缘检测(如Canny、Sobel)、阈值分割和形态学操作(如膨胀、腐蚀、开闭运算)等方法提取轮胎表面的缺陷区域。提取到可疑缺陷区域后, 再根据其几何特征和纹理特征进行分类, 以识别不同类型的缺陷。这类方法的优点是原理简单, 计算效率较高。然而, 它们通常需要人工设计复杂的图像处理流程和特征, 泛化能力差, 难以适应多样化的缺陷类型和工业环境。

为了克服传统方法的局限性, 研究者开始将机器学习引入轮胎外观病象检测任务中。机器学习方法通过从大量样本数据中自动学习缺陷的特征表示, 避免了手工设计特征的繁琐过程。与传统方法相比, 基于机器学习的方法具有更好的泛化能力和鲁棒性。然而, 这些方法仍然依赖于手工提取的低级特征, 这些特征的表达能力有限, 难以刻画复杂的缺陷模式。此外, 特征提取和分类是两个独立的阶段, 无法进行端到端的优化, 限制了检测性能的提升。

为了解决上述挑战, 本文提出了一种改进的YOLOv11X算法, 专门针对轮胎外观病象进行高效且精确的检测。通过集成双向特征金字塔网络(Bi-Directional Feature Pyramid Network, Bi-FPN), 该方法显著增强

了模型对于相似度极高背景下的轮胎病象特征捕获能力,同时增强了多尺度特征融合的效果。实验结果表明,该方法在轮胎病象数据集上的平均精度均值(mAP)达到了84.7%,相较于原始YOLOv11提升了3.9%。通过对不同尺度下轮胎病象的精确识别,该模型能够在快速推理的情况下提供更加可靠的结果,这对于轮胎制造和维护行业的质量控制环节尤为重要。

1 双向特征金字塔网络(Bi-FPN)

特征金字塔网络是一种用于解决多尺度目标检测问题的经典方法。FPN通过自底向上和自顶向下的特征融合,生成了一系列不同尺度的特征图,提高了网络对不同大小目标的适应性。FPN通过骨干网络提取多层次的特征图,然后通过 $1 \times 1$ 卷积和上采样操作,将高层次的语义特征逐级传递到低层次,最后通过 $3 \times 3$ 卷积进行特征融合,得到最终的多尺度特征图。FPN的引入极大地提升了两阶段检测器的性能,成为了主流的特征融合方法。

表 1 使用 FPN 前后 Faster R-CNN 的性能对比

模型	mAP	AP50	AP75	APs	APm	API
Faster R-CNN	36.2	59.1	39.0	18.2	39.0	48.2
Faster R-CNN + FPN	37.3	59.6	40.3	19.8	40.2	48.8

尽管FPN在一定程度上解决了多尺度目标检测的问题,但其仍然存在一些局限性。首先,FPN中的特征融合是单向的,即只有自顶向下的特征传递,而没有考虑低层次特征对高层次特征的贡献。其次,FPN对每个尺度的特征图给予了相同的权重,忽略了不同尺度特征的重要性差异。为了克服这些局限性,Bi-FPN被提出,通过引入双向特征传递和加权特征融合,进一步提高了特征金字塔的表示能力。

表 2 使用 Bi-FPN 后 EfficientDet 的性能提升

模型	mAP	参数量(M)	FLOPs(B)
EfficientDet -D0	34.6	3.9	2.5
EfficientDet + Bi-FPN	40.5	6.6	6.1

-D1			
EfficientDet	43.9	8.1	11.0
-D2			
EfficientDet	47.2	12.0	24.9
-D3			

Bi-FPN在FPN的基础上进行了两个主要改进:双向特征传递和加权特征融合。在双向特征传递中,Bi-FPN不仅保留了自顶向下的特征传递,还引入了自底向上的特征传递,使得低层次的特征能够向高层次传递信息。具体而言,在自底向上的过程中,Bi-FPN通过下采样和 $1 \times 1$ 卷积,将低层次的特征图缩小尺寸和调整通道数,然后与对应的高层次特征图相加,实现了特征的自底向上传递。在加权特征融合中,Bi-FPN为每个尺度的特征图学习了一个权重系数,通过对不同尺度的特征图进行加权求和,得到最终的融合特征图。权重系数通过一个全连接层和Softmax函数生成,反映了不同尺度特征的重要性。

2 数据集

本文使用的轮胎病象数据集由国内某轮胎制造企业提供,主要包含两种常见的轮胎外观病象类型:鼓包(bulge)和爆胎(blowout),以及正常(normal)类别。数据集中的图像通过工业相机在实际生产环境中采集,涵盖了多个型号和尺寸,保证了数据的多样性和代表性。为评估模型的性能,本研究采用K折交叉验证的方式对数据集进行划分,以确保模型评估的可靠性和稳定性。以5折交叉验证为例,将整个数据集划分为5个大小相近的子集。在每次实验中,选择其中4个子集作为训练集,剩余1个子集作为验证集,循环进行5次实验。这种方法使得每个样本都有机会作为验证数据,从而减少了数据划分对结果的影响。最终,通过5次实验结果的平均值来评估模型的整体性能,这提供了更加客观和全面的性能评估。

在具体的数据划分比例上,采用了训练集、验证集、测试集8:1:1的比例。数据集总样本量为6251,其中训练集包含5005个样本,验证集和测试集各包含623个样本。这保证了有足够的数据用于模型训练,同时留出适量的数据用于验证和最终测试,以评估模型的泛化能力。

为提高模型的鲁棒性和泛化能力,本研究对轮胎病象数据集进行了一系列预处理和数据增强操作。首先,对原始图像进行尺寸调整和归一化处理,将图像缩放到统一的尺寸(如  $640 \times 640$ ),并将像素值归一化到  $[0, 1]$  范围内。这样消除不同图像尺寸和光照条件的影响,提高模型的适应性。其次,采用了多种数据增强方法,如随机水平翻转、随机裁剪、随机旋转等,以模拟实际应用中可能出现的图像变化。通过数据增强,我们可以有效增加训练样本的多样性,提高模型对不同角度、位置和尺度缺陷的检测能力。考虑到轮胎图像中存在的光照不均和噪声干扰,我们应用了直方图均衡化和高斯模糊等图像增强技术,以改善图像质量,突出缺陷区域。最后,对数据集进行了随机划分,生成了多个不同的训练集和验证集组合,通过交叉验证的方式选择最优的模型超参数和结构设置。

## 2.1 实验环境

本文的实验在一台配备了 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡的工作站上进行。所有模型都使用 PyTorch 深度学习框架实现,并采用了 Adam 优化器和交叉熵损失函数。为优化模型性能,我们对学习率、批大小、正则化系数等超参数进行了网格搜索,并选取了最优的参数组合。在训练过程中,本研究设置了 Early Stopping 机制,当验证集上的性能连续 3 个 epoch 没有提升时,自动停止训练,防止模型过拟合。同时,为加速训练过程,本文采用了混合精度训练技术,在保证模型性能的同时,显著减少了训练时间和内存消耗。在推理阶段,使用了 TensorRT 加速库对模型进行优化,将模型转换为易于部署的引擎文件,并通过联合校准的方式最小化量化误差,保证了推理速度和精度的平衡。最后,将优化后的模型集成到轮胎生产线的质检系统中,实现了实时、高效、准确的轮胎外观病象检测。

## 2.2 评价指标

本文算法主要采用精度 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、F1 值、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 和推理时间 (Speed) 作为评估标准。

精度是衡量模型预测为正类别的实例中,实际为正类的比例,这一指标反映了模型预测正类别的可靠性。

召回率表示所有真实为正类别的实例中,被正确识别为正类的比例,这一指标对于误报或漏检后果严重的领域具有关键意义。F1 值是精确率与召回率的调和平均数,旨在平衡两者之间的权衡关系。对于分类不平衡问题,F1 值提供了一个综合考量模型准确性和完整性的度量,适用于二分类或多分类任务中的类别评估。mAP 是目标检测和信息检索领域广泛采用的评估指标,尤其适用于处理类别分布不均匀的数据集,通过计算每个类别的平均精度 (AP),再求其算术平均,mAP 提供了对模型整体性能的全面评估,同时考虑了不同置信度阈值下的表现。推理时间是模型完成单次预测所需的时间,是衡量算法实时性和资源效率的关键指标,在实时计算的应用场景中,短的推理时间能够保证系统的响应速度和用户体验,因此是评价算法实用性的重要因素。

## 2.3 检测效果可视化

YOLOv11 模型具备一定的目标检测能力,但在相似度极高背景下的缺陷识别上存在局限性,可能会出现漏检或误检现象。引入 Bi-FPN 模块后,模型展示了更强的多尺度适应性和特征融合能力,尤其在处理小目标和不规则形状的轮胎病象时表现突出,使得浅层高分辨率特征与深层强语义特征得到了更好的交互和整合,不仅增强了对多尺度目标的检测灵敏度,还进一步提升了整体精确率和召回率,对于轮胎病象能够输出一致且可靠的检测结果,证明了该模块在增强 YOLOv11 模型能力方面具备有效性。



图 1 检测效果对比图

## 3 结语

本文针对轮胎病象识别任务,通过在 YOLOv11 的主干网络中引入 Bi-FPN,有效提高了模型对不同复杂程度

缺陷的适应能力。在轮胎病象数据集上的实验表明,改进后的YOLOv11模型在精度方面优于其他主流的目标检测方法,为轮胎质量检测提供了一种高效可靠的解决方案。本研究的创新点在于考虑了轮胎病象类别不平衡问题,通过引入特征融合策略,提高了检测模型针对轮胎病象检测的性能。此外,本文采用了严谨的实验设置和评估指标,对模型进行了全面的性能对比和分析,为后续研究提供了有价值的参考。

### 参考文献

- [1]马晓婧. 基于轮胎对汽车使用性能的影响研究[J]. 现代制造技术与装备,2019(6):113-114.
- [2]李杨. 基于机器视觉的轮胎缺陷检测技术研究[J]. 汽车知识,2024,24(2):112-114.
- [3]Qiang G,Caiming Z,Hui L,et al.Defect Detection in Tire X-Ray Images Using Weighted Texture Dissimilarity[J].Journal of Sensors,2016,2016 1-12.
- [4]姚若禹,郑世玲,史怡璇,等. 基于改进YOLOv8n的钢

材表面缺陷检测算法[J/OL]. 聊城大学学报(自然科学版).

- [5]常琳凯,马继东,张昊,等. 基于改进YOLOv8的木材表面缺陷检测研究[J]. 林业工程学报,2024:1-12.
- [6]Wang Y,Zhang K,Wang L,et al.An Improved YOLOv8 Algorithm for Rail Surface Defect Detection[J]. IEEE Access,2024.
- [7]顾海军,陈胜. 一种基于深度学习的轮胎缺陷检测系统[J]. 计算机与数字工程,2022,50(7):1463-1467.
- [8]Martin A,Tosunoglu S. IMAGE PROCESSING TECHNIQUES FOR MACHINE VISION[J].Miami,Florida,2000:1-9.

作者简介:庞善臣(1974—)男,山东济宁人,教授,博士,研究方向:可信计算,边缘计算,人工智能算法等

通讯作者:常琳(1990—),女,山东菏泽人,硕士研究生,研究方向:软件工程,智能制造。