

文章编号: 1005-0523(2026)01-0093-08



基于改进 YOLOv7 的公路路面病害检测算法

罗 晖¹, 马治伟¹, 斯成浩¹, 韩岳霖¹, 王亚民²

(1. 华东交通大学信息与软件工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西路通科技有限公司, 江西 南昌 330002)

摘要: 针对公路路面病害类别多样、尺度差异显著及背景复杂度高等问题, 提出一种基于改进 YOLOv7 的公路路面病害检测算法。首先, 在颈部网络中引入显式视觉中心模块, 以充分获取输入特征的全局与局部信息, 提升对小目标的特征提取能力; 其次, 设计特征融合模块 RFECSP, 通过增强对多类、多尺度病害的特征融合效果, 以解决因细节信息丢失及背景无关区域干扰导致的检测精度低下问题; 最后, 采用 MPDIoU 损失函数, 进一步提升网络的收敛速度和检测精度。实验结果表明, 该算法对路面病害检测效果显著, 能够有效满足公路路面裂缝或坑槽类病害的检测需求。

关键词: 病害检测; 显式视觉中心; 感受野; 混合池化; 损失函数

中图分类号: TP13

文献标志码: A

本文引用格式: 罗晖, 马治伟, 斯成浩, 等. 基于改进 YOLOv7 的公路路面病害检测算法[J]. 华东交通大学学报, 2026, 43(1): 93-100.

Road Pavement Defect Detection Algorithm Based on Improved YOLOv7

Luo Hui¹, Ma Zhiwei¹, Si Chenghao¹, Han Yuelin¹, Wang Yamin²

(1. School of Information and Software Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Jiangxi Lutong Technology Co., Ltd., Nanchang 330002, China)

Abstract: Addressing the challenges of highway pavement defect, such as diverse categories, significant scale variations, and high background complexity, an improved YOLOv7-based highway pavement defect detection algorithm is proposed. Firstly, an explicit vision center module is integrated into the neck network to comprehensively capture both global and local information of input features, thereby enhancing the feature extraction capability for small targets. Secondly, a feature fusion module RFECSP, is designed to mitigate the issue of low detection accuracy caused by the loss of detail information and interference from irrelevant background regions, by reinforcing the feature fusion for multi-class and multi-scale defect. Finally, the MPDIoU loss function is employed to further improve the network's convergence speed and detection accuracy. The results demonstrate that the algorithm exhibits excellent effectiveness in detecting roadway pavement defect, effectively meeting the requirements for detecting cracks or potholes in highway pavements.

Key words: defect detection; explicit visual center; receptive field; mixed pooling; loss function

Citation format: LUO H, MA Z W, SI C H, et al. Road pavement defect detection algorithm based on improved YOLOv7[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2026, 43(1): 93-100.

收稿日期: 2024-04-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(62262021)

公路交通是交通运输体系的关键组成部分,在推动国家经济发展和社会进步方面发挥着至关重要的作用。然而,随着公路里程的迅速增长和运输业的持续发展,公路所承受的压力和磨损也在不断加剧,导致出现多种类型的病害。常见的病害类别包括裂缝、变形和表面损坏三大类^[1],这些病害不仅影响道路外观和驾驶体验,还可能在极端情况下引发重大交通事故^[2]。因此,及时发现路面病害,是保障公路交通系统安全畅通、提升服务质量的关键任务。

近年来,基于传统图像处理的检测技术取得了显著进展。Chen等^[3]通过预处理算法结合全局阈值和局部阈值对图像进行分割,利用滑动窗口和最大类间偏差来识别潜在的病害区域。Safaei等^[4]通过改进加权邻域像素分割算法识别路面病害,采用高斯累积密度函数作为自适应阈值,提高了在噪声环境下的检测效果。Peng等^[5]采用随机结构森林的三阈值方法对路面进行裂缝检测,通过获取通道特征信息和成对差异特征来细化目标特征,使用随机结构森林和形态学技术预测局部裂缝斑块。上述方法虽然取得了一定效果,但在实际检测中容易受到环境影响,导致检测性能不稳定,并且难以泛化到不同类型的路面和不同种类的病害,无法满足当前公路路面检测的需求。

随着卷积神经网络的发展,基于深度学习的目标检测方法因具备自动学习特征表示的能力,在不同场景和条件下展现了强大的性能和泛化能力,在公路路面病害检测中也得到了广泛应用。沈思远等^[6]提出一种改进的YOLOv5算法,通过引入坐标注意力机制、重影混洗卷积和设计特征融合网络,有效提高了裂缝特征关注度和特征融合能力。Yang等^[7]提出基于改进YOLOv5算法的轻量级网络PDNet,通过设计跨层加权级联聚合网络、GhostC3和Shuffle Conv模块以及选择完全交并比(CIoU)损失函数,提高了公路路面病害检测的效率。Luo等^[8]提出了STrans-YOLOX算法,通过引入全局注意力引导模块和 α -IoU-NMS后处理策略,提高了长距离依赖性和多尺度裂缝特征融合能力,实现了对遮挡和重叠物体的精确抑制。钟梅嘉等^[9]针对复杂背景下细小裂缝难以检测和裂缝检测出现断裂的问题,提出一种基于注意力机制和多尺度特征融合的道路裂缝检测方法。周双喜等^[10]利用注意力机制

对YOLOv5算法进行改进,解决了传统路面裂缝检测实时性差、准确率低的问题。刘永胜等^[11]通过使用MobileNetV2网络和引入注意力机制SENet改进SSD算法,提高了网络的识别能力。

基于上述分析,目前的公路路面病害检测方法虽然在准确性方面取得了一定效果,但在复杂背景中准确识别和定位小目标,存在易受背景区域影响,导致检测精度低等问题。本文通过改进YOLOv7算法来进一步提高公路路面病害的检测精度。首先,在颈部网络中引入显式视觉中心模块,基于层间特征交互和层内特征调节规则,增强对小目标的特征提取能力;其次,设计一种新的特征融合模块RFECSP,通过感受野扩展模块增大感受野,解决由于多次池化导致细节信息丢失的问题,同时利用混合池化模块提高在复杂背景下对不同尺度目标的检测能力;最后,使用最小点距离交并比(MPDIoU)损失函数,进一步提高算法的收敛速度和检测精度。

1 YOLOv7算法简介

作为目前性能最优的算法之一,YOLOv7通过引入扩展高效聚合网络、级联模型的模型缩放以及卷积重参数化等策略,在检测精度与速度之间达到了良好的平衡^[12]。

在YOLOv7算法中,主干特征提取网络采用CSPDarknet53网络,能够充分获取图像中目标的特征信息,提高目标检测的准确度和鲁棒性。颈部网络采用路径聚合网络(PANet)结构,通过自上而下和自底向上的特征金字塔结构,将底层特征与高层特征进行充分融合,增强网络对上下文信息的捕捉能力和特征表达的丰富性,使网络能够在复杂场景中更好地适应不同尺度目标的检测,并提高了检测精度^[13]。最后,预测部分使用重参数化结构对颈部网络输出的三种尺度大小的特征图进行处理,从而实现对不同尺度目标的检测。

2 YOLOv7的改进

本文提出的改进YOLOv7算法,通过引入显式视觉中心(EVC)模块、设计感受野扩展(RFEC-SP)模块以及改进损失函数来进一步提升目标检测性能^[14]。

2.1 显式视觉中心

EVC通过调节层内特征与层间特征的交互,获

得输入特征的全局信息和局部信息,从而解决局部信息丢失的问题,提高对小目标的检测能力。

EVC模块由两个分支组成,分别是多层感知机制(MLP)和可学习视觉中心机制(LVC)。其中轻量级MLP是基于深度卷积和通道MLP的模块,用于获取深层特征的全局信息^[15]。与空间MLP相比,通道MLP能够显著减少参数量与计算开销,并更高效地处理高分辨率图像。MLP模块的输入是基于深度卷积模块的输出,随后进行通道缩放和Drop-Path,提高特征的泛化能力和鲁棒性。具体过程为

$$\tilde{X}_m = \text{DConv}(\text{GN}(X_m)) + X_m \quad (1)$$

$$\text{MLP}(X_m) = \text{CMLP}(\text{GN}(\tilde{X}_m)) + \tilde{X}_m \quad (2)$$

式中: X_m 为输入特征; \tilde{X}_m 为基于深度卷积的输出; $\text{GN}(\cdot)$ 为组归一化函数; $\text{DConv}(\cdot)$ 为深度卷积函数; $\text{CMLP}(\cdot)$ 为通道多层感知函数; $\text{MLP}(\cdot)$ 为多层感知输出特征信息函数。

LVC是一个包含固定码本的编码器,专门用于聚集层内局部区域特征信息。主要由两部分组成:一部分是固有码书,另一部分是可学习视觉中心的比例因子。来自Stem模块的特征首先 X_m 通过卷积层进行编码。随后,这些编码特征经过CBS模块处理,并在码书中利用比例因子 s 依次将 \tilde{x}_i 映射到 b_k 相应的位置信息。接着,通过全连接层预测并突出显示关键类别的特征信息。最终,将全连接层的输出作为注意力权重,与输入特征进行通道级乘法,以强化关键特征;然后,再将结果与原始输入特

征进行逐元素相加,既增强了重要信息,又保留了原始特征的完整性。整个过程可表示为

$$\text{LVC}(X_m) = X_m \oplus Z \quad (3)$$

$$Z = X_m \otimes (\delta(\text{Conv}(e))) \quad (4)$$

$$e = \sum_{k=1}^K \phi(e_k) \quad (5)$$

$$e_k = \sum_{i=1}^N \frac{e^{-s_k \|\tilde{x}_i - b_k\|^2}}{\sum_{j=1}^K e^{-s_k \|\tilde{x}_i - b_j\|^2}} (\tilde{x}_i - b_k) \quad (6)$$

式中: \oplus 为逐元素相加操作; \otimes 为通道维度的乘法; ϕ 为激活函数; \tilde{x}_i 为第 i 个像素点; b_k 为第 k 个可学习的视觉码字; s_k 为第 k 个比例因子; K 为视觉中心的总数; N 为输入特征的总空间数; e 为图像完整信息; e_k 为第 k 个码字的图像信息; Z 为全连接层的输出信息; $\text{Conv}(\cdot)$ 为 $1*1$ 卷积函数; δ 为缩放因子系数; $\text{LVC}(\cdot)$ 为可学习视觉中心输出特征信息函数。

2.2 RFECSP模块

在YOLOv7算法中,由于SPPCSPC模块采用了金字塔池化操作(SPP)来增大网络感受野,这会导致图像分辨率降低,进而可能出现目标细节信息被忽略或丢失的问题^[16]。此外,在面对复杂背景下长而窄的裂缝目标时,使用最大池化可能会错误地提取许多与裂缝无关的区域信息,导致检测效果不佳。为此,本文结合感受野扩展模块(RFEM)^[17]和混合池化模块(MPM)^[18],设计了一种新的特征融合模块,命名为RFECSP,其网络结构如图1所示。

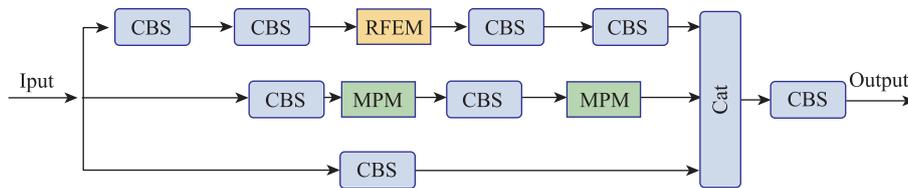


图1 RFECSP模块结构图

Fig. 1 Structure of RFECSP module

该模块包含三个分支:第一个分支利用RFEM模块增大网络感受野,以解决池化导致的细节信息丢失问题;第二个分支两次使用MPM模块,以应对复杂背景下检测过程中无关区域的影响;最后一个分支则保持原始感受野不变,并保留原始特征信息。随后,将三个分支的输出特征图进行融合,并通过CBS模块进一步提取丰富的特征信息。

RFECSP模块通过并行和级联结构,能够有效捕获平衡的非局部上下文信息和局部目标特征。其各层输出表达式为

$$R_1 = \text{Dconv}(F) \quad (7)$$

$$R_2 = \text{Dconv}(\text{Conv}(\text{Cat}(R_1; F))) \quad (8)$$

$$R_3 = \text{Dconv}(\text{Conv}(\text{cat}(R_2; \text{Cat}(R_1; F)))) \quad (9)$$

$$P = \text{Conv}\left(\text{Cat}\left(R_3; \text{Cat}\left(R_2; \text{Cat}\left(R_1; F\right)\right)\right)\right) \quad (10)$$

式中: F 为 RFEM 层的输入特征; $R_i(i=1,2,3)$ 为中间变量; $\text{Cat}(\cdot)$ 为沿通道拼接函数; P 为 RFEM 模块的输出特征。

MPM 模块由金字塔池化模块 (PPM)^[19] 和条形池化模块 (SPM)^[18] 两个分支构成。

如图 2 所示,在 PPM 分支中,输入图像经过池化处理后,对特征图进行上采样,随后将特征图融合,得到输出特征,并获取不同位置之间的短程依赖关系。而在 SPM 分支中,采用水平和垂直方向的条形池化,从不同空间维度收集长程依赖关系。

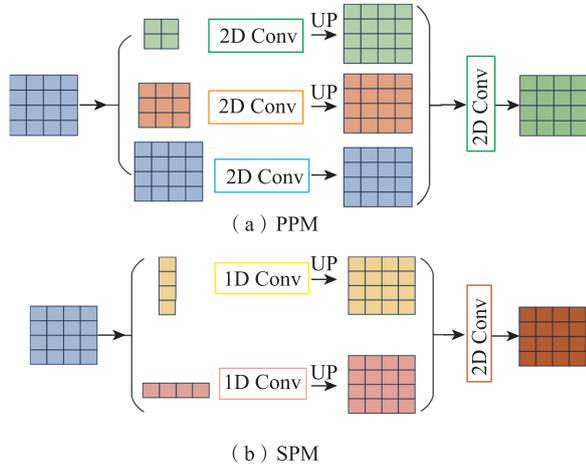


图 2 MPM 模块结构图

Fig. 2 Structure of the MPM module

2.3 损失函数的改进

YOLOv7 采用 CIoU 作为边界框回归的损失函数^[20]。然而,在处理具有相同宽高比但宽度和高度差异显著的预测框与真实框时,CIoU 的优化效果并不显著,且其计算过程较为复杂。本文方法的计算过程更为简化,进一步加快了网络的收敛速度。具体表示为

$$L_{\text{MPDIoU}} = 1 - \text{MPDIoU}(x) \quad (11)$$

$$\text{MPDIoU}(x) = \frac{A \cap B}{A \cup B} - \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} - \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \quad (12)$$

$$d_1^2 = (x_{B,1} - x_{A,1})^2 + (y_{B,1} - y_{A,1})^2 \quad (13)$$

$$d_2^2 = (x_{B,2} - x_{A,2})^2 + (y_{B,2} - y_{A,2})^2 \quad (14)$$

其中: L_{MPDIoU} 为边界框距离; $\text{MPDIoU}(\cdot)$ 为边界框回归损失函数; A, B 分别为预测框和真实框; $(x_{A,1}, y_{A,1}), (x_{A,2}, y_{A,2})$ 分别为 A 的左上角和右下角的点坐

标, $(x_{B,1}, y_{B,1}), (x_{B,2}, y_{B,2})$ 分别为 B 的左上角和右下角的点坐标; w, h 分别为输入图像的宽度和高度。

3 实验训练与结果分析

3.1 公路路面病害数据集

本文用于训练网络模型的数据集源自 RDD 2020^[21]。该数据集涵盖横向裂缝、纵向裂缝、网状裂缝和坑槽 4 种类型的病害,共计 10 500 张图片。在实验中,将横向和纵向裂缝合并为同一种病害,命名为条形裂缝,标记为 D00;而网状裂缝和坑槽则分别标记为 D20 和 D40。整个数据集按 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,具体数据集示例如图 3 所示。

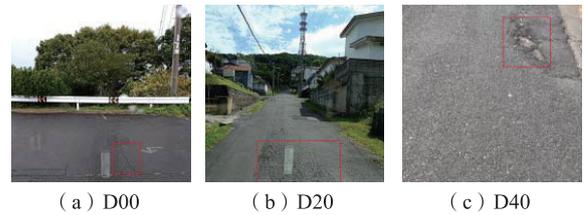


图 3 路面病害数据集示例图

Fig. 3 Example of pavement defect datasets

3.2 实验环境设置

实验基于 Windows 10 操作系统,并采用 Python 语言的 PyTorch 深度学习框架。具体实验环境配置如表 1 所示。

表 1 实验环境及配置

Tab.1 Experimental environment and configuration

实验环境	实验配置
操作系统	Windows 10
CPU	Intel i7-7800X
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080
内存	32 G
硬盘	256 G
CUDA 版本	10.0

在实验训练阶段,为减少模型训练时间并充分利用迁移学习,采用 YOLOv7 在 PASCAL VOC 数据集上的预训练权重来初始化参数。训练过程中使用随机梯度下降 (SGD) 优化算法,初始学习率设为 0.001,并采用余弦退火法进行学习率衰减,权重衰减系数为 0.000 5。在实验初始的 50 个 Epoch 中,冻结主干网络,并将批处理大小设为 8 进行训练;随

后解冻主干网络,将批处理大小调整为4,直至训练结束。整个模型训练过程中,输入图片尺寸统一处理为 640×640 ,并采用Mosaic方法进行数据增强,以提升网络模型的性能和泛化能力。

3.3 评价指标

为了验证改进算法在路面病害检测任务中的有效性,使用以下评价指标:平均精度 P_A ;平均精度均值 P_{mA} ;调和平均数 F_1 ;帧率 F ,帧/s;网络参数量 S_p ,MB。

在目标检测任务中, P_A 是衡量目标检测模型性能的重要指标,它反映了模型在某一类别上的精确率和召回率的综合表现。计算式为

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

式中: P 为精确率; R 为召回率。计算式为

$$P = \frac{P_T}{P_T + P_F} \quad (16)$$

$$R = \frac{P_T}{P_T + N_F} \quad (17)$$

式中: P_T 为真正例(网络模型正确检测的病害数量), P_F 为假正例(模型错误标记为病害的数量),

N_F 为假负例(实际病害未被检测到的数量)。

由于我们需要评估模型在多个类别上的性能,所以需要使用 P_{mA} 这一评价指标。计算式为

$$P_{mA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{A,i} \quad (18)$$

式中: n 为类别总数; $P_{A,i}$ 为第 i 个类别的平均精度值。

F_1 是精确率和召回率的调和平均数,能够提供更全面、更准确的评估。计算式为

$$F_1 = 2 \frac{PR}{P+R} \quad (19)$$

F 用来评估网络模型的检测速度,计算式为

$$F = \frac{N_F}{T_E} \quad (20)$$

式中: N_F 为处理的图像数量; T_E 为处理图像所花费的时间。

3.4 消融实验

为了验证改进部分在网络模型中的有效性,本文在YOLOv7算法的基础上逐次添加每个改进模块,对EVC模块、RFECSP模块以及MPDIoU损失函数进行消融实验,实验结果如表2所示。

表2 消融实验结果对比
Tab.2 Comparison of ablation experiment results

算法	$P_A/\%$			$P_{mA}/\%$	S_p/MB	$F/(\text{帧}/\text{s})$
	D00	D20	D40			
YOLOv7	48.35	64.67	56.55	56.52	37.62	32.43
YOLOv7+EVC	49.51	64.89	58.44	57.61	41.82	24.79
YOLOv7 + EVC+ RFECSP	50.38	65.51	61.27	59.05	41.31	22.52
YOLOv7 + EVC+ RFECSP+ MPDIoU	50.59	65.94	62.41	59.65	41.31	23.03

由表2可知,YOLOv7算法在路面病害数据集上的 P_{mA} 为56.52%。而在网络引入EVC模块后 P_{mA} 有所提高,证明EVC模块能够通过调节层内特征,获取更丰富的语义信息,提高对小目标的特征提取能力。

网络模型的性能可以通过 P - R 曲线来准确且直观地评估。如图4和图5所示,通过对比算法改进前后的 P - R 曲线图,可以看出,本文提出的算法在路面病害识别方面的表现明显优于原始的YOLOv7网络。这一优势不仅体现在精度的提升上,还体现在召回率的增长上,从而验证了本文算法在路面病害识别任务中的优越性能。

图6和图7是改进前后YOLOv7算法的 F_1 曲线

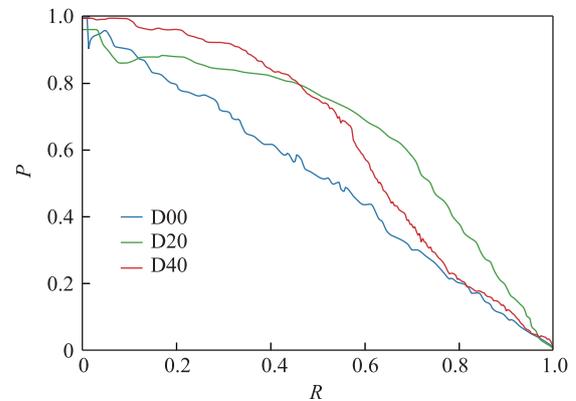


图4 改进前的YOLOv7算法病害检测 P - R 曲线
Fig. 4 P - R curve of YOLOv7 algorithm for defect detection before improvement

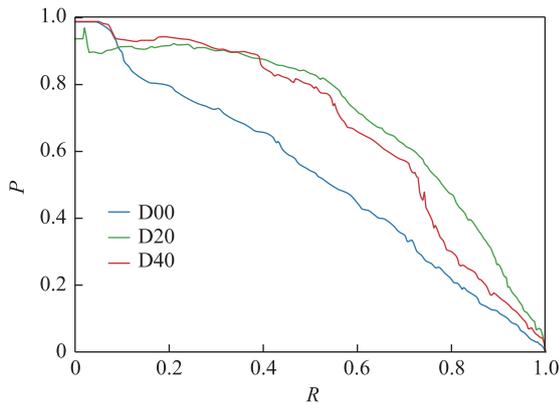


图5 改进后的YOLOv7算法病害检测P-R曲线
Fig. 5 P-R curve of YOLOv7 algorithm for defect detection after improvement

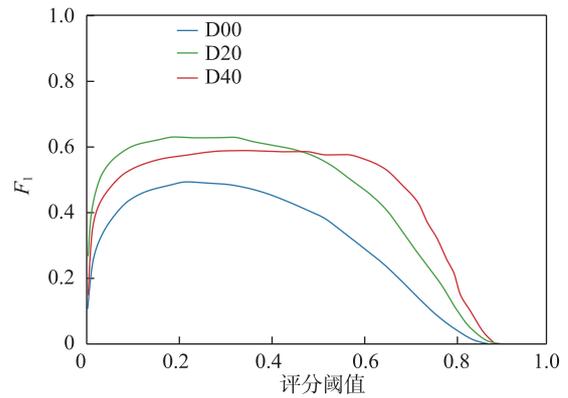


图7 改进后的YOLOv7算法病害检测F₁曲线
Fig. 7 F₁ curve of YOLOv7 algorithm for defect detection after improvement

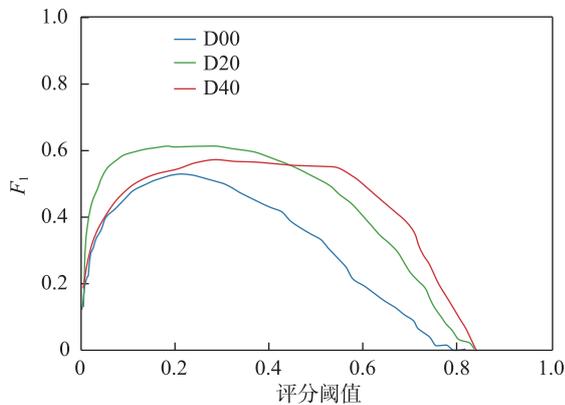


图6 改进前的YOLOv7算法病害检测F₁曲线
Fig. 6 F₁ curve of YOLOv7 algorithm for defect detection before improvement

的比较。F₁取[0,1],其中1表示模型的输出最好,即精确率和召回率都达到了最高,而0则表示模型的输出结果最差。

3.5 对比试验

本文选取了SSD、RetinaNet、YOLOv3、YOLO-

v4、YOLOv5-1、YOLOv7等6种算法,对同一批数据集进行测试,并对比不同网络的性能与检测结果。如表3所示,改进后的YOLOv7算法在检测精度上达到了59.65%,相较于其他几种主流目标检测模型,其检测精度显著提升。尽管YOLOv4算法对D20类病害的检测精度最高,达到了67.55%,但在面对其他类病害时,其检测效果并不理想。同时,与SSD、RetinaNet以及原始YOLOv7算法相比,改进后的YOLOv7算法在网络参数量上没有显著变化,但能够在检测精度与网络复杂度之间实现良好的平衡。其他算法虽然在检测精度方面表现尚可,但网络参数量也随之增加。

在确保检测精度和网络参数量的前提下,本文改进后的YOLOv7算法展现出更优的综合性能,能够有效应用于公路路面病害检测。图8展示了不同目标检测算法对RDD数据集的检测效果,图中红、绿、蓝框分别代表D00、D20、D40类病害。如图8所示,改进后的YOLOv7算法通过引入

表3 不同算法的性能对比

Tab.3 Performance comparison of different algorithms

算法	网络	P _A /%			P _{mA} /%	S _p /MB
		D00	D20	D40		
SSD	VGG-16	36.84	65.06	50.39	50.76	26.29
RetinaNet	ResNet-50	31.82	65.54	57.11	51.49	37.97
YOLOv3	Darknet-53	42.97	61.86	51.56	52.33	61.95
YOLOv4	CSPDarknet-53	45.55	67.55	52.99	55.36	64.36
YOLOv5-1	CSPDarknet-53	45.37	61.68	58.45	55.17	47.06
YOLOv7	CSPDarknet	48.35	64.67	56.55	56.52	37.62
改进后的YOLOv7	CSPDarknet	50.59	65.94	62.41	59.65	41.31

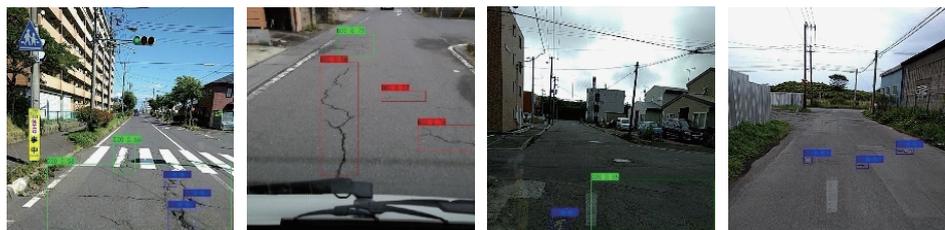


图8 改进后的YOLOv7算法检测效果图

Fig. 8 Improved detection performance diagram for YOLOv7 algorithm

EVC模块和RFECSP模块,显著增强了对小目标特征信息的提取能力,并有效消除了无关区域对病害检测的干扰,其检测效果明显优于其他目标检测模型。

4 结论

本文提出了一种基于改进YOLOv7的公路路面病害检测算法,旨在满足公路路面病害检测的实际需求,并得出以下结论。

1) 通过引入EVC模块,有效增强了算法对小目标的特征提取能力。针对细节信息丢失及受无关区域影响导致的检测精度低问题,设计了RFECSP模块。最终,采用MPDIoU损失函数,显著提升了算法的收敛速度和准确度。

2) 实验结果显示,改进后的YOLOv7算法在路面病害检测中的平均精度可达59.65%,相较于YOLOv5-1和YOLOv7算法,分别提升了4.48%和3.13%。该算法能够有效识别路面病害,适用于公路路面病害检测的实际应用。

3) 研究结果表明,尽管本文改进后的算法显著提高了检测精度,但也增加了网络模型的复杂度,并在一定程度上影响了检测速度。因此,未来的研究将重点探讨如何在降低模型复杂度和提升检测速度的同时,进一步优化检测精度。

参考文献:

- [1] 杨丽君. 高等级公路路面常见病害及养护措施研究[J]. 工程建设与设计, 2023(24): 199-201.
YANG L J. Study on common diseases and maintenance measures of high-grade highway pavements[J]. Construction and Design for Engineering, 2023(24): 199-201.
- [2] 梁云燕. 高速公路路基路面病害的科学检测及预防养护方法[J]. 四川建材, 2023, 49(10): 183-185.
LIANG Y Y. Scientific detection and preventive maintenance methods for highway subgrade and pavement diseases[J]. Sichuan Building Materials, 2023, 49(10): 183-185.
- [3] CHEN C, SEO H, JUN C, et al. A potential crack region method to detect crack using image processing of multiple thresholding[J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 16(6): 1673-1681.
- [4] SAFAEI N, SMADI O, SAFAEI B, et al. Efficient road crack detection based on an adaptive pixel-level segmentation algorithm[J]. Transportation Research Record, 2021, 2675(9): 370-381.
- [5] PENG C, YANG M Q, ZHENG Q H, et al. A triple-thresholds pavement crack detection method leveraging random structured forest[J]. Construction and Building Materials, 2020, 263: 120080.
- [6] 沈思远, 华蓓, 黄汝维. 改进YOLOv5的路面裂缝检测模型研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(21): 132-142.
SHEN S Y, HUA B, HUANG R W. Study on improved YOLOv5 pavement crack detection model[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(21): 132-142.
- [7] YANG Z, LI L, LUO WT. PDNet: improved YOLOv5 nondeformable disease detection network for asphalt pavement[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022(1): 1-21.
- [8] LUO H, LI J M, CAI L M, et al. STrans-YOLOX: fusing swin transformer and YOLOX for automatic pavement crack detection[J]. Applied Sciences, 2023, 13(3): 1-17.
- [9] 钟梅嘉, 李宁, 石林, 等. 基于注意力机制和多尺度特征融合的道路裂缝检测[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(12): 3714-3721.
ZHONG M J, LI N, SHI L, et al. Road crack detection based on attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(12): 3714-3721.
- [10] 周双喜, 杨丹, 潘远, 等. 基于注意力机制的YOLOv5路面裂缝检测与识别[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(2): 56-63.
ZHOU S X, YANG D, PAN Y, et al. Detection and recognition of YOLOv5 pavement cracks based on attention mechanism[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(2): 56-63.
- [11] 刘永胜, 熊吉光, 游志杰, 等. 基于改进SSD算法的结构

- 表观裂缝病害检测[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(6): 1-7.
- LIU Y S, XIONG J G, YOU Z J, et al. Structural apparent crack disease detection based on improved SSD algorithm[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(6): 1-7.
- [12] 杜娟, 崔少华, 晋美娟, 等. 改进YOLOV7的复杂道路场景目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1): 96-103.
- DU J, CUI S H, JIN M J, ET AL. Improved complex road scene object detection algorithm of YOLOv7[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 96-103.
- [13] 张倩, 刘紫燕, 陈运雷, 等. 融合TRANSFORMER和改进PANET的YOLOV5S交通标志检测[J]. 传感技术学报, 2023, 36(2): 232-241.
- ZHANG Q, LIU Z Y, CHEN Y L, ET AL. Fusion transformer and improved PANet for YOLOv5s traffic sign detection[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(2): 232-241.
- [14] QUAN Y, ZHANG D, ZHANG L Y, et al. Centralized feature pyramid for object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 4341-4354.
- [15] TOLSTIKHIN I O, HOULSBY N, KOLESNIKOV A, et al. MLP-mixer: an all-MLP architecture for vision[J]. Advances in neural information processing systems, 2021, 34: 24261-24272.
- [16] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [17] HAN Y Q, LIAO J W, LU T S, et al. KCPNet: knowledge-driven context perception networks for ship detection in infrared imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 61: 5000219.
- [18] 马吉权, 赵淑敏, 孔凡辉. 多尺度条形池化与通道注意力的图像语义分割[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(12): 3530-3541.
- MA J Q, ZHAO S M, KONG F H. Semantic image segmentation by using multi-scale strip pooling and channel attention[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(12): 3530-3541.
- [19] 周武杰, 潘婷, 顾鹏笠, 等. 基于金字塔池化网络的道路场景深度估计方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2509-2515.
- ZHOU W J, PAN T, GU P L, et al. Depth estimation of monocular road images based on pyramid scene analysis network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(10): 2509-2515.
- [20] 刘雄彪, 杨贤昭, 陈洋, 等. 基于CIoU改进边界框损失函数的目标检测方法[J]. 液晶与显示, 2023, 38(5): 656-665.
- LIU X B, YANG X Z, CHEN Y, et al. Object detection method based on CIoU improved bounding box loss function[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2023, 38(5): 656-665.
- [21] ARYA D, MAEDA H, GHOSH S K, et al. RDD2020: an annotated image dataset for automatic road damage detection using deep learning[J]. Data in Brief, 2021, 36: 107133.



第一作者: 罗晖(1969—), 男, 教授, 研究方向为深度学习、目标检测、语义分割。E-mail:lh_jxnc@163.com。



通信作者: 马治伟(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为目标检测。E-mail:mzw_37@163.com。

(责任编辑:姜红贵)