

引用格式:陈梓潇,宋成浩,胡晓斌.基于改进YOLO模型的钢筋混凝土构件震后损伤检测[J].工业建筑,2025,55(7):143-151. CHEN Zixiao, SONG Chenghao, HU Xiaobin. Post-Earthquake Damage Detection of Reinforced Concrete Members Based on the Improved YOLO Model[J]. Industrial Construction, 2025, 55(7): 143-151 (in Chinese). DOI: 10. 3724/j. gyjzG25071002

基于改进 YOLO 模型的钢筋混凝土构件震后损伤检测^{*}

陈梓潇 宋成浩 胡晓斌

(武汉大学土木建筑工程学院,武汉 430072)

摘要 首先开展了钢筋混凝土(RC)柱抗震试验,在此基础上考虑外部数据,建立了RC构件震后损伤数据集。然后采用FasterNet网络代替YOLOv5模型的骨干网络,并在Neck网络中引入C3Ghost模块和GhostConv,提出了一种轻量级模型FG-YOLOv5。对该模型进行了训练和测试,并开展了消融试验,最后将其部署至智能手机上,实现了RC构件震后损伤的快速检测。结果表明:相对于普通卷积,部分卷积及GhostConv可以大大地降低计算量;引入FasterNet网络、C3Ghost模块及Ghostconv对YOLOv5模型进行轻量化,可在检测精度提高的情况下,大大降低模型大小及计算量;该研究提出的FG-YOLOv5模型,可方便地部署在手机上,实现RC构件震后损伤快速检测。

关键词 钢筋混凝土构件;震后损伤;快速检测;YOLO模型;轻量化

Post-Earthquake Damage Detection of Reinforced Concrete Members Based on the Improved YOLO Model

CHEN Zixiao SONG Chenghao HU Xiaobin

(School of Civil Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In this paper, seismic tests of reinforced concrete (RC) column were conducted, based on which the post-earthquake damage dataset of RC member was established considering the additional data obtained externally. A lightweight model, i. e. FG-YOLOv5, was then proposed by replacing the backbone of YOLOv5 model with the FasterNet network and introducing the C3Ghost module and GhostConv in the neck of YOLOv5 model. Based on the dataset, the FG-YOLOv5 model was trained and tested and the ablation test was also carried out. Finally, the model was deployed on a smartphone to achieve rapid post-earthquake damage detection of RC members. The results showed that, compared to the conventional convolution, the partial convolution and GhostConv can greatly reduce the computational cost. By introducing the FasterNet, C3Ghost module and Ghostconv into the YOLO v5 model, greatly smaller model size and computation with a bit higher detection accuracy can be achieved. The FG-YOLOv5 model proposed in this paper can be conveniently deployed on mobile phones for rapid post-earthquake damage detection of RC members.

Keywords: reinforced concrete member; post-earthquake damage; fast detection; YOLO model; lightweight

^{*} 国家自然科学基金项目(51578429)。

第一作者:陈梓潇,硕士研究生,主要从事结构健康监测研究,chenzixiao@whu.edu.cn。

通信作者:胡晓斌,教授,博士生导师,主要从事结构健康监测研究,newhxb@126.com。

收稿日期:2025-07-10

0 引言

中国作为一个地震频发的国家,地震活动范围广、频率高、危害大,如何保障生命财产安全及震后结构的快速恢复成为研究焦点。对于钢筋混凝土(RC)结构,震后损伤调查是恢复重建的基础。目前,主要通过人工方法进行震后损伤调查,既耗时又费力,调查结果的可靠性取决于工程师的专业知识和经验,且在调查时工程师的安全也会受到威胁^[1]。

随着计算机和传感器技术的发展,结构健康监测(SHM)技术被广泛用于检测或监测RC结构的损伤。SHM方法通常分为两大类:基于振动的方法和基于计算机视觉的方法^[2]。基于振动的方法从传感器获取结构振动数据,采用时频信号处理技术来定位、检测和量化损伤,如小波变换^[3]和同步压缩小波变换^[4]。然而,损伤诊断与传感器的数量和位置直接相关^[2],且传感器的安装成本高,难以维护。相对而言,基于计算机视觉的方法不需要布置传感器,成本较低,因此得到了广泛关注。其中,卷积神经网络(CNN)具有强大的特征提取能力^[5],在基于计算机视觉的方法中得到了普遍的应用。目标检测是计算机视觉领域的一个重要研究方向,随着深度学习的发展,单阶段模型和两阶段模型^[6-10]在RC结构损伤检测中的应用得到了发展。在检测速度方面,单阶段模型比两阶段模型更快,更适合工业应用。代表性的单阶段模型有YOLO^[8]、SSD等^[9],其中,YOLO系列模型(例如YOLO v3~v5^[9-11])在检测精度和速度上均具有良好的表现,从而在结构损伤检测中得到了广泛应用。

为了满足实时检测的需求,部分研究者对YOLO系列模型进行了轻量化研究,将其应用于RC结构或构件的损伤检测^[12-17]。Zhang等^[12]在YOLOv3模型的基础上提出了一种桥梁表面裂缝检测算法,其中YOLO模型的标准卷积被MobileNet^[18]网络的深度可分离卷积替代,同时引入了MobileNetv2模型的倒置残差块,在减少网络参数数量的同时,不引起检测精度下降。邹俊志等^[13]改进了YOLOv3模型的网络结构,在检测层中嵌入SE注意力机制模块和空间金字塔池化模块,加强了语义特征提取能力,提高了桥梁表面病害检测精度。Zou等^[14]在震后构件损伤检测中对YOLOv4模型进行改进,引入了深度可分离卷积,在不降低精度的前提下降低了计算量。Wu等^[16]提出了一种采用剪枝技

术和EvoNorm-S0结构的改进YOLOv4模型来识别混凝土结构表面裂缝,采用剪枝技术使网络结构轻量化,而EvoNorm-S0结构可以提高检测精度。Liu等^[17]在YOLOv5模型的基础上引入角度回归变量,定义新的损失函数,并将PSA-Neck和ECA-Layer注意力机制模块集成到网络架构中,提高了混凝土桥梁表面裂缝检测精度与检测速度。

综上所述:现有的相关研究主要针对混凝土桥梁病害检测,较少针对RC构件损伤检测,特别是震后损伤检测。此外,尽管研究者对YOLO模型进行了改进,但模型参数量仍然较大,难以满足移动部署及实时检测的需求。基于此,本文首先开展RC柱抗震试验,并搜集外部数据,构建RC构件震后损伤数据集,然后基于YOLOv5模型,分别对其Backbone网络及Neck网络进行优化,提出一种RC构件震后损伤检测轻量化模型,利用构建的数据集对其训练及测试,并开展消融试验,最后将其部署在智能手机上,实现了RC构件震后损伤的快速检测。

1 RC柱抗震试验

本文主要考虑4种典型的RC构件损伤类型,包括细裂缝、宽裂缝、混凝土剥落和钢筋暴露。

本课题组针对RC柱开展了系列的抗震试验,包括低周往复试验及低周疲劳试验。此外,为获得更多的RC柱损伤数据,且考虑到不同加载形式下RC构件损伤类型大致相同,还补充进行了轴压试验。

试验尺寸及配筋如图1所示。柱高950 mm,截面尺寸为350 mm×350 mm;基础梁长度1300 mm,截面尺寸为350 mm×500 mm。

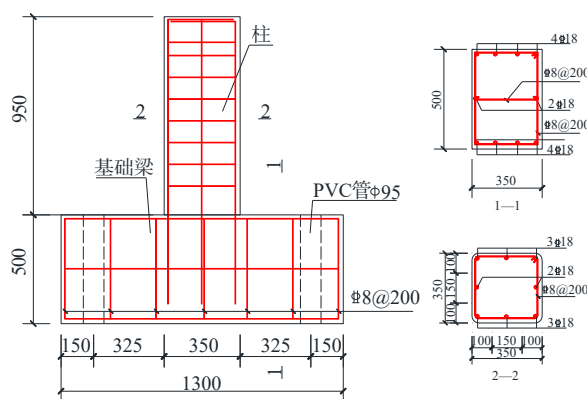


图1 试件尺寸及配筋 mm

Fig. 1 Specimen size and reinforcement

抗震试验加载装置如图 2(a)所示。其中,低周往复试验采用荷载-位移双控方法施加水平力^[19],即第一阶段采用荷载控制,第二阶段采用位移控制,直至试件破坏。实际加载制度如图 3 所示,其中 Δ_y 为试件屈服位移。低周疲劳试验采用位移控制加载,位移峰值取为屈服位移,直至试件破坏。若超过 100 次循环试件仍未破坏,为加快试验进程,将位移峰值增大至 2 倍屈服位移进行加载,直至试件破坏。

轴压试验加载装置如图 2(b)所示。采用二阶段控制加载,首先是荷载控制,当荷载接近承载力设计值时改为位移加载,待荷载值下降到峰值荷载的 85% 或试件变形很大不宜继续加载时,停止加载。



(a) 抗震试验



(b) 轴压试验

图 2 试验加载装置

Fig. 2 Test setup

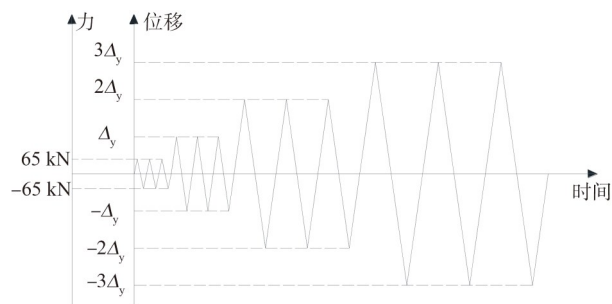
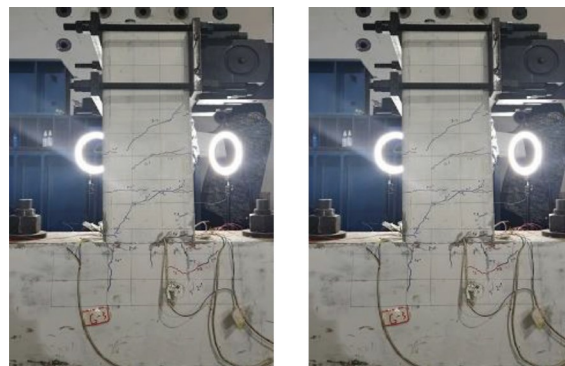


图 3 低周反复试验加载制度

Fig. 3 Loading protocol of cyclic test

通过上述试验,共拍摄 145 张 RC 柱损伤照片,其中低周往复试验、低周疲劳试验及轴压试验分别

拍摄 62、48、35 张。不同试验 RC 构件典型的损伤照片实例如图 4 所示。



(a) 低周往复试验



(b) 低周疲劳试验



(c) 轴压试验

图 4 RC 柱损伤照片

Fig. 4 Damage photos of RC columns

2 RC 构件震后损伤数据集

为增加 RC 构件震后损伤数据集样本的数量及代表性,除了从上述抗震试验获取的数据外,还从网络上搜集外部数据,包括原始图片或已标注好的数据集。

2.1 外部数据

本研究采用的外部数据包括从 DataCenterHub 网站^[20-21]下载的图片、Crack500 数据集^[22]和

CODEBRIM 数据集^[23]中的部分图片,共 675 张。典型的 RC 构件损伤图片实例如图 5 所示。



图 5 从外部获取的 RC 构件损伤图片

Fig. 5 Damage images of RC members obtained externally

2.2 数据增强

为了提高模型的训练效果,防止出现过拟合情况,需要对数据集进行增强。本节采用 OpenCV,通过随机裁剪、随机平移、水平翻转、垂直翻转、水平旋转、改变图像亮度、增加噪声、高斯模糊和随机区域裁剪等方法,对上述数据集进行增强。

对于每张图像,从上述数据增强方法中随机选取 4 种进行处理,然后使用 Labelimg^[23]进行标注,标注结果保存为 YOLO 格式的文本文件,包含各目标的损伤类别、目标框中心点坐标和尺寸信息。

经过数据增强,最终数据集中图像数量从 820 张扩充到 4100 张。各类损伤目标数量分别为:细裂缝共 11920 个,宽裂缝共 2380 个,混凝土剥落共 3570 个,钢筋暴露共 7705 个。增强后的数据集按照 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,最终得到 3280 张训练图像、410 张验证图像和 410 张测试图像。

3 RC 构件震后损伤检测轻量化模型

本节基于 YOLOv5^[24]、FasterNet^[25] 和 GhostNet^[26] 网络,提出一种用于 RC 构件震后损伤检测的轻量化模型 FG-YOLOv5。

3.1 FG-YOLOv5 网络结构

YOLOv5 网络[图 6(a)]对原始 YOLO 网络进行了改良,具有更加优秀的检测效果,但其模型参数量很大,难以满足移动应用部署及实时检测的需求。

本节对 YOLOv5 网络进行了轻量化,提出了 FG-YOLOv5 网络,如图 6(b)所示。该模型针对 YOLOv5 网络进行了两方面的改进:一是将 Backbone 网络替换为训练速度更快、更轻量化的 FasterNet 网络,以大幅降低参数数量和计算量;二是参照 GhostNet 网络,将 Neck 网络的 C3 模块与 Conv(普通卷积)替换为轻量化的 C3Ghost 模块和 GhostConv,以更少的计算量生成特征图来提取特征。

3.2 FasterNet 模块

FG-YOLOv5 中 Backbone 网络中主要包含 FasterNet 模块,其结构如图 7(a)所示,主要由部分卷积(PConv)组成。不同于普通卷积,该卷积只对输入张量通道的一部分应用普通卷积进行空间特征的提取,对其余部分进行恒等变换(即保持不变),如图 7(b)所示。

不失一般性,设经过部分卷积后,输入和输出张量大小不变,如图 7(b)所示。部分卷积的计算量 S_p 为:

$$S_p = h \times w \times k^2 \times c_p^2 \quad (1)$$

式中: w 、 h 分别为输入或输出张量的宽度及高度; k 为卷积核的宽度及高度; c_p 为输入张量参与普通卷积的通道数或卷积核的通道数。

设输入或输出张量的通道数为 c ,对于普通卷积,其计算量 S_{cl} 为:

$$S_{cl} = h \times w \times k^2 \times c^2 \quad (2)$$

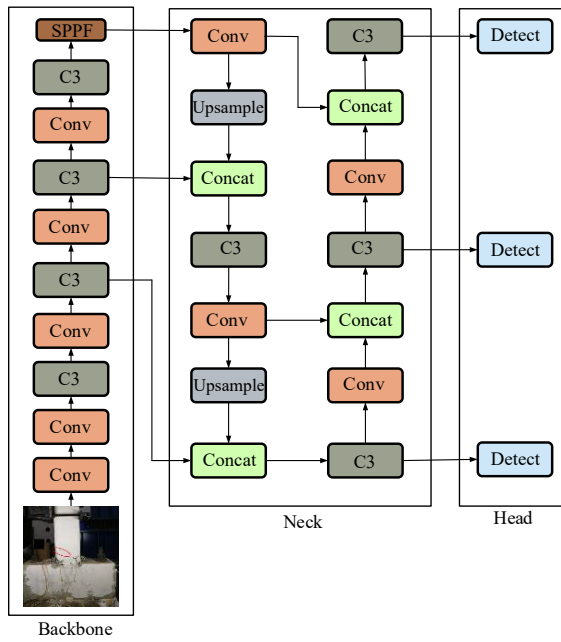
由式(1)、(2)可得:

$$\frac{S_p}{S_{cl}} = \frac{c_p^2}{c^2} \quad (3)$$

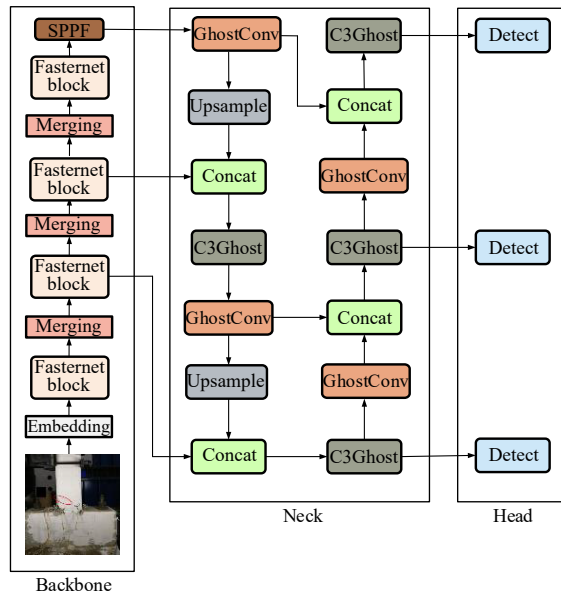
因此,将 YOLOv5 的 Backbone 网络替换为 FasterNet 网络,可大大降低计算量,显著提高计算效率。

3.3 C3Ghost 模块及 GhostConv

C3Ghost 模块结构如图 8 所示,其中 Ghostbottleneck



(a) YOLOv5 网络



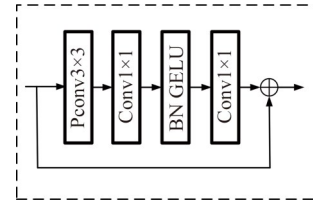
(b) FG-YOLOv5 网络

图 6 网络结构

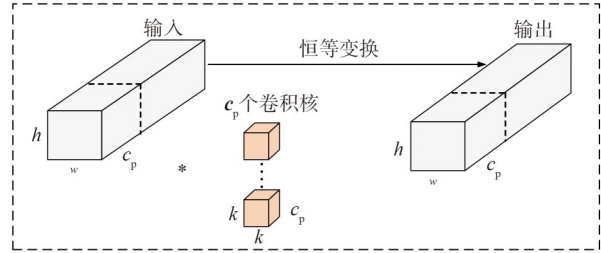
Fig. 6 Network architecture

是由 GhostConv 组成的轻量级瓶颈结构。

GhostConv 结构如图 9 所示,可分为 3 步:普通卷积、深度可分离卷积(DWConv)和特征拼接。其中,第一步是使用少量的卷积核生成特征图;第二步是对第一步生成的特征图进行深度可分离卷积,生成新的特征图;第三步拼接前面两步得到的特征图。其中,第一步生成的特征图负责提取全局信息,第二步生成的特征图负责提取局部信息,因此能够在



(a) FasterNet 模块结构



(b) 部分卷积

图 7 FasterNet 模块

Fig. 7 FasterNet block

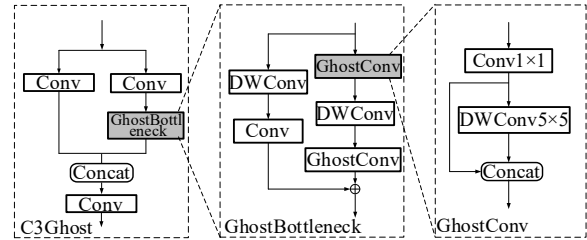


图 8 C3Ghost 结构

Fig. 8 C3Ghost structure

减少参数数量和降低计算复杂度的前提下,提高模型的表现能力。

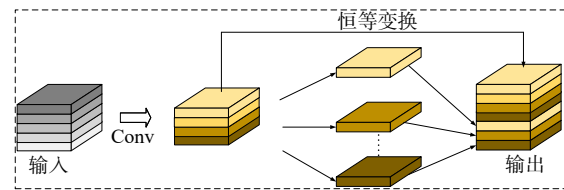


图 9 GhostConv 结构

Fig. 9 GhostConv structure

对于普通卷积,设输入张量的尺寸为 $h \times w \times c$ (高度 $\times$ 宽度 $\times$ 通道数),输出张量的尺寸为 $h' \times w' \times n$ (高度 $\times$ 宽度 $\times$ 通道数),卷积核的大小为 $k \times k$ (高度 $\times$ 宽度),则其计算量 S_{c2} 为:

$$S_{c2} = n \times h' \times w' \times c \times k^2 \quad (4)$$

对于 GhostConv,设第一步生成的特征图大小为 $h' \times w' \times n/s$,第二步卷积核的大小为 $d \times d$,对每个通道进行 1 次卷积,并重复 $s-1$ 次,则其计算量 S_g 可以表示为:

$$S_g = \frac{n}{s} \times h' \times w' \times c \times k^2 + \frac{n}{s} \times (s-1) \times h' \times w' \times d^2 \quad (5)$$

由式(4)、(5)可得:

$$\frac{S_g}{S_{c2}} \approx \frac{1}{s} \quad (6)$$

因此,将YOLOv5 Neck网络的C3模块与普通卷积替换为C3Ghost模块和GhostConv,可以大大降低计算量,提高计算速度。

4 模型性能

采用第2节建立的RC构件震后损伤数据集,分别对YOLOv5及FG-YOLOv5模型进行训练和测试,并开展消融试验。

4.1 模型训练

环境配置如下:

1)硬件。CPU为AMD Ryzen9 5900X, GPU为NVIDIA RTX 3090,显存为24 GB,内存为64 GB。

2)软件。操作系统为Windows, Python版本为3.8.8,深度学习框架为PyTorch1.10.0, GPU并行计算框架为CUDA11.4,加速库使用cuDNN 8.1.0。

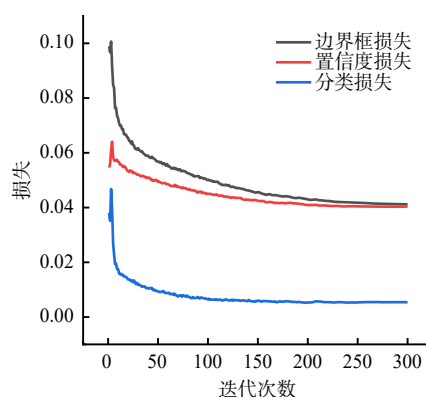
模型训练参数如下:使用SGD优化器,训练次数为300,初始学习率为0.01,动量为0.937,动量衰减为0.0005,批处理大小设置为8,输入图像的分辨率固定为640×640。

训练过程中两种模型在验证集上的损失曲线如图10所示。可以看出:当迭代次数在150次前,两种模型的边界框损失、置信度损失、分类损失3种损失函数均随迭代次数的增加而减小,然后逐渐趋于一个较小的稳定值,说明已经收敛且未出现过拟合现象。

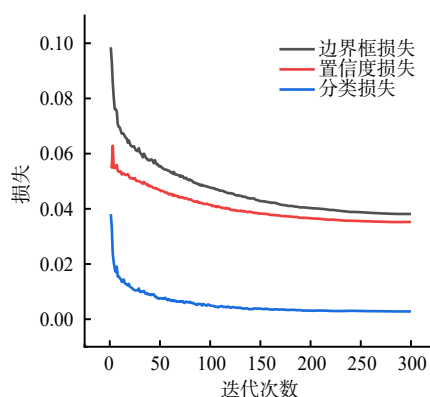
训练过程中两种模型在验证集上的精确率、召回率和以0.5为阈值的均值平均精度(mAP)曲线如图11所示。可以看出:随着迭代次数增加,两种模型在验证集上的性能逐渐提高。特别地,当迭代次数为298时,FG-YOLOv5模型在验证集上具有最高的mAP值(85.4%),此时模型已达到最优。

4.2 模型测试

采用测试集,对已训练好的YOLOv5及FG-YOLOv5模型进行测试,可得P(精确度)-R(召回率)曲线分别如图12所示。可以看出:相对而言,FG-YOLOv5模型对宽裂缝、混凝土剥落、钢筋暴露检测效果更好,YOLOv5模型对混凝土剥落、钢筋暴



(a) YOLOv5 模型



(b) FG-YOLOv5 模型

图10 损失曲线

Fig. 10 Loss curve

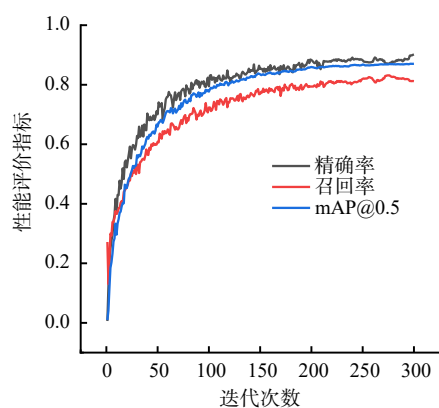
露检测效果更好。总体上来看,FG-YOLOv5模型略优于YOLOv5模型。

从测试集随机选取一张图片,分别采用YOLOv5及FG-YOLOv5模型进行损伤检测,结果如图13所示。可以看出:对于细裂缝,两个模型的检测效果大致相当;对于钢筋暴露,相对于FG-YOLOv5模型,YOLOv5模型检测的置信度更低,且存在1处漏检,表明FG-YOLOv5模型对钢筋暴露的检测效果更好,其原因在于FG-YOLOv5模型采用了C3Ghost模块与GhostConv,相较于YOLOv5模型具有更好的泛化能力,能将混凝土剥落中的钢筋暴露检测出来。

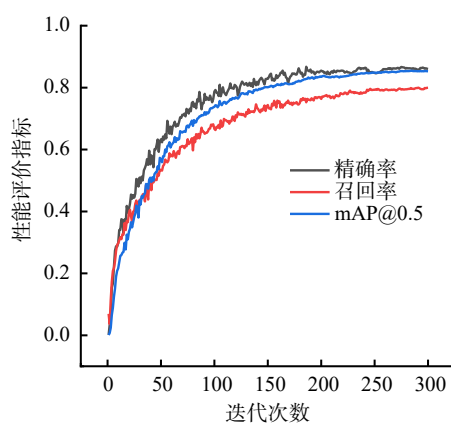
4.3 消融试验

本节将YOLOv5作为基准模型,进一步开展消融试验,深入研究FasterNet网络、C3Ghost模块Ghostconv对FG-YOLOv5模型性能的影响。

表1为消融试验设计表,表中,将YOLOv5模型作为基准模型,此外考虑是否引入FasterNet网络、C3Ghost模块Ghostconv对YOLOv5模型进行改进,共设计了7个



(a) YOLOv5 模型



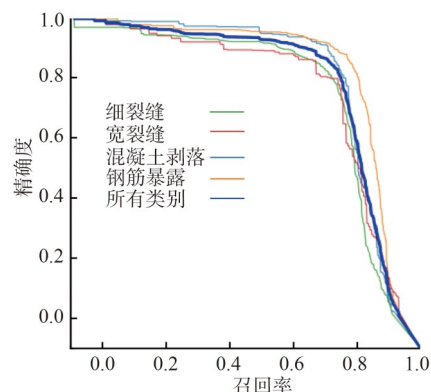
(b) FG-YOLOv5 模型

图 11 网络性能

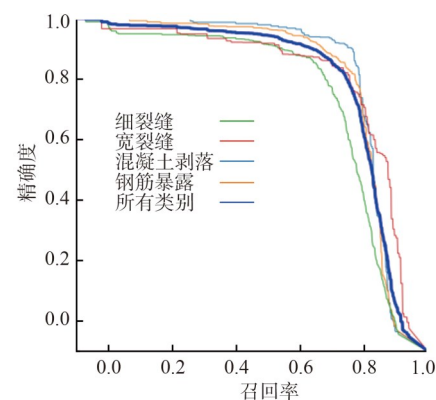
Fig. 11 Network performance

不同的模型,其中的模型7即为FG-YOLOv5模型。采用精确率(P)、召回率(R)、均值平均精度(mAP@0.5)、模型大小、计算量来量化模型的性能。

采用第2节建立的RC构件震后损伤数据集,对上述模型进行训练和测试,结果见表1。可以看出:引入FasterNet网络后,相对于基准模型,mAP@0.5下降1.2%,模型大小减小2.9 MB(21.2%),计算量降低4.8 GFLOPs(30%);引入C3Ghost模块及Ghostconv后,mAP@0.5分别提升1.4%、0.8%,模型大小分别减小3.6 MB(26.3%)和2.6 MB(18.9%),计算量分别降低2.9 GFLOPs(18.1%)和1.5 GFLOPs(9.4%);同时引入FasterNet网络、C3Ghost模块及Ghostconv后,mAP@0.5提升1.1%,模型大小减小5.5 MB(40%),计算量降低7.3 GFLOPs(45.6%)。综合来看,相对于YOLOv5模型,FG-YOLOv5模型对于RC构件损伤检测的精度略高,但模型大小及计算量大大降低,因此适用于RC构件损伤的快速检测。



(a) YOLOv5 模型



(b) FG-YOLOv5 模型

图 12 P-R 曲线

Fig. 12 P-R curve



(a) YOLOv5 模型



(b) FG-YOLOv5 模型

图 13 检测结果对比

Fig. 13 Comparison between detection results

5 RC构件震后损伤检测APP开发

将前文中建立的FG-YOLOv5模型部署在手机上,开发RC构件震后损伤检测APP,用于震后现场对RC构件的损伤进行快速检测。

APP开发主要包括模型部署和交互界面设计两个步骤。对于前者,使用PyTorch的JIT模块将模型转换为TorchScript格式并进行序列化,序列化后的模型不再依赖于Python,因此可以部署到手机上。

表1 消融试验
Table1 Ablation experiments

模型	FasterNet	C3Ghost	Ghostconv	精确度	召回率	mAP@0.5	模型大小/MB	计算量/GFLOPs
基准模型(YOLOv5)				0.833	0.761	0.802	13.7	16.0
模型1	√			0.844	0.741	0.792	10.8	11.2
模型2		√		0.856	0.764	0.813	10.1	13.1
模型3			√	0.857	0.762	0.808	11.1	14.5
模型4	√	√		0.861	0.743	0.809	9.1	9.3
模型5	√		√	0.833	0.745	0.797	10	10.7
模型6		√	√	0.864	0.764	0.816	9.7	12.5
模型7(FG-YOLOv5)	√	√	√	0.851	0.760	0.811	8.2	8.7

然后,利用 Android Studio^[27]在 Android 手机上完成交互界面设计,开发语言采用 Java, JDK 版本为 11.0.12。

APP 工作流程具体为:在获取图像后,将图像尺寸缩放为 640×640,并将其输入保存在系统中已训练完成的轻量化模型中,模型进行前向推理,在 3 个尺度上分别输出各目标框的检测结果,以及该目标分别属于 4 种损伤类别的概率。由于模型只具有推理功能,得到所有目标检测的候选框后,还需要对其进行非极大值抑制操作以减少图像上目标框的数量。最后,显示检测结果,并给出统计结果。

APP 界面如图 14 所示,支持两种图像获取方式,分别为相册获取和拍照获取。获取图像后,APP 进行损伤检测,平均每张照片检测只需要 0.01 s。检测完成后给出检测结果,并分别统计细裂缝、宽裂缝、混凝土剥落、钢筋暴露 4 类损伤的数量。本文开发的 RC 构件震后损伤检测 APP,能方便地对震后

现场 RC 构件的损伤进行快速检测。

6 结 论

首先建立了 RC 构件震后损伤数据集,然后基于 YOLO v5 模型,提出了 RC 构件震后损伤检测轻量化模型 FG-YOLOv5,最后将其部署到手机上,用于震后 RC 构件损伤的快速检测。主要工作和结论如下:

1)考虑 4 种典型的 RC 构件损伤类型,利用实验室试验及外部数据,并通过数据增强,建立了 RC 构件震后损伤数据集。

2)相对于普通卷积,部分卷积及 GhostConv 可以大大降低计算量。在此基础上,引入 FasterNet 网络、C3Ghost 模块及 Ghostconv 对 YOLO v5 模型进行轻量化,可以在检测精度略好的情况下,大大降低模型大小及计算量。

3)将本文所提出的 RC 构件震后损伤检测轻量化模型 FG-YOLOv5 部署在手机上,开发了 RC 构件震后损伤检测 APP,可以快速地在震后现场完成 RC 构件的损伤检测。

参 考 文 献

- [1] 周传林. 图像处理技术在混凝土桥梁裂缝检测中的应用研究[J]. 筑路机械与施工机化, 2014, 31(2): 74-77, 80.
- [2] MARINIELLO G, PASTORE T, MENNA C, et al. Structural damage detection and localization using decision tree ensemble and vibration data[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 36(9): 1129-1149.
- [3] AMEZQUITA-Sanchez J P, ADELI H. Synchrosqueezed wavelet transform-fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures [J]. Smart Materials and Structures, 2015, 24(6), 065034.
- [4] PEREZ-Ramirez C A, AMEZQUITA-Sanchez J P, Adeli H, et al. New methodology for modal parameters identification of smart civil structures using ambient vibrations and synchrosqueezed



图14 RC构件震后损伤检测APP

Fig. 14 The post-earthquake damage detection APP of RC members

- wavelet transform [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 48: 1–12.
- [5] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017, 40(6): 1229–1251.
- [6] 杨国俊, 齐亚辉, 石秀名. 基于数字图像技术的桥梁裂缝检测综述[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2024, 54(2): 313–332.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, F. 2016.
- [8] WEI L, DRAGOMIR A, DUMITRU E, et al. SSD: single shot multibox detector [J]. Springer, Cham, 2016. DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [J]. *arXiv-preprints*, 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1804.02767.
- [10] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [J]. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2004.10934.
- [11] GLENN: ultralytics/YOLOv5: v5.0 (2020) [EB/OL]. <https://github.com/ultralytics/YOLOv5>
- [12] ZHANG Y, HUANG J, CAI F. On bridge surface crack detection based on an improved YOLO v3 algorithm [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2020, 53(2): 8205–8210.
- [13] 邹俊志, 杨建喜, 李昊, 等. 复杂背景下基于改进 YOLO v3 算法的桥梁表面病害识别[J]. *铁道科学与工程学报*, 2021, 18(12): 3257–3266.
- [14] ZOU D J, ZHANG M, BAI Z L, et al. Multicategory damage detection and safety assessment of post-earthquake reinforced concrete structures using deep learning [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2022, 37(9): 1188–1204.
- [15] CUI X N, WANG Q C, LI S, et al. Deep learning for intelligent identification of concrete wind-erosion damage [J]. *Automation in Construction*, 2022, 141, 104381.
- [16] WU P, LIU A, FU J, et al. Autonomous surface crack identification of concrete structures based on an improved one-stage object detection algorithm [J]. *Engineering Structures*, 2022, 272, 114962.
- [17] LIU Y, ZHOU T, XU J Y, et al. Rotating target detection method of concrete bridge crack based on YOLO v5[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2023, 13(20). DOI: 10.3390/app132011118.
- [18] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. *arXiv preprint arXiv:170404861*, 2017.
- [19] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑抗震试验规程: JGJ/T 101—2015[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015.
- [20] CATLIN A C, HEWANADUNGODAGE C, PUJOL S, et al. A Cyberplatform for sharing scientific research data at DataCenter-Hub[J]. *Computing in Science and Engineering*, 2018, 20(3): 49–70.
- [21] YANG F, ZHANG L, YU S, et al. Feature pyramid and hierarchical boosting network for pavement crack detection [J]. *IEEE*, 2020(4). DOI: 10.1109/TITS.2019.2910595.
- [22] MARTIN M, SAGNIK M, SREENIVAS M, et al. Meta-learning convolutional neural architectures for multi-target concrete defect classification with the concrete defect bridge image dataset [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019: 11188–11197.
- [23] LAUREN S. Human Signal/ label Img (2022) [EB/OL]. <https://github.com/tzutalin/labelImg>
- [24] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW 2021). 2021: 2778–2788.
- [25] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, Don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks [C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2023: 12021–12031.
- [26] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations: 2020 [C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020: 1577–1586.
- [27] Android Studio Giraffe 2022.3, Google [EB/OL]. <https://developer.android.google.cn/20/02/23>.