

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205915

隧道围岩沉降自适应实时识别及测量*

邓有为¹ 李 刚² 辛 怡¹ 张生鹏¹ 郝翊杰¹

(1. 长安大学电子与控制工程学院 西安 710064; 2. 长安大学能源与电气工程学院 西安 710064)

摘 要:针对传统隧道围岩沉降监测方法鲁棒性较差、难以及时有效的监测隧道围岩沉降值的问题,提出将坐标注意力结合目标检测算法的隧道围岩沉降自适应识别测量算法。利用工业相机拍摄不同环境靶标图像建立数据集,训练具有坐标注意力的目标检测模型,在测试集中验证模型预测精度为 97.9%。使用图像中靶标的数字以及 LED 灯点的像素坐标标定测量算法模型并计算沉降值。结果表明在 25 m 范围内测量误差小于 1 cm,在 10 m 范围内的靶标测量误差小于 5 mm。

关键词:隧道围岩;沉降监测;目标检测;注意力机制

中图分类号: TP277;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.099

Adaptive real-time recognition and measurement of tunnel rock settlement

Deng Youwei¹ Li Gang² Xin Yi¹ Zhang Shengpeng¹ Hao Yijie¹

(1. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor robustness and are difficult to monitor the settlement value of tunnel timely and effectively. An adaptive recognition and measurement algorithm of tunnel settlement is proposed by combining coordinate attention with object detection algorithm. Using industrial camera to get object images in different environment to build datasets, then training object detection model with coordinate attention, prediction accuracy of the model is 97.9% in the test sets. Using the target figures and LED lights of the pixel coordinates in images to do the camera calibration and calculate settlement value. The results show that the measurement error of tunnel surrounding rocks is less than 1 centimeter within 25 meters, less than 5 millimeters within 10 meters.

Keywords: tunnel rock; settlement monitoring; object detection; attention mechanism

0 引 言

近年来中国隧道建设成果显著,但隧道安全监测方面依然以人工监测为主,先进测技术以及装备设施尚未普及。而隧道围岩沉降的实时识别及测量与隧道施工安全以及后期维护紧密相关,是当前促进隧道监测与检测信息化、智能化的重要方面^[1]。国内外学者针对隧道沉降监测做了大量研究,将数值模拟、现场监测、机器学习预测、模型试验等方法广泛应用于隧道围岩沉降监测^[2]。

数值模拟、理论分析方法通过传感器监测数据,通过

有限元分析^[3]、数值模拟^[4]、ABAQUS 软件^[5]等方法使用数据构建隧道沉降模型,可实现隧道沉降监测及预测。但建立模型时具有大量的假设条件,不完全符合隧道的结构变形,导致模型鲁棒性差难以移植到其他环境。现场监测需要精密测量仪器或高精度传感器等获取数据,如全站仪^[6]、结合 FPGA 光电传感器^[7]、弱光纤光栅^[8]、三维激光^[9]等,现场监测沉降精度较高,但施工现场环境复杂,仪器设施布置困难。机器学习预测的方法基于数据构建模型,通过算法实现隧道沉降的预测,如基于 SVM 信息粒化的预测模型^[10]、随机森林模型^[11]、基于时间序列的反向传播神经网络^[12]、GA-NN 模型^[13]、XGBoost 模

收稿日期: 2022-10-17 Received Date: 2022-10-17

* 基金项目:广西重点研发计划(桂科 AB20159032)、陕西省重点研发计划项目(2020ZDLGY09-03)、广西新恒通高速公路有限公司技术合作项目(XHT-KXB-2021-006)资助

型^[14]等。使用机器学习模型预测隧道沉降效果好鲁棒性好,但使用机器学习方法的预测模型需要大量参数,在采集过程中需要耗费大量的人力物力。由于机器学习本身的特性,模型依赖于数据集的采集,在变换环境差异较大的隧道后需重新采集数据,从而确保模型的精度。模型实验结合机器视觉算法,在隧道中设置标志物从而监测隧道沉降。如使用红外光靶标与 LED 靶标^[15],通过全站仪进行标定,使用单目相机进行测量;使用光学沉降仪^[16],将光学沉降仪靶标结合 Open-CV 实现自动标定测量的长期隧道沉降监测系统。在隧道横截面使用 11 个靶标,识别靶标使用机器视觉算法三维重建实现隧道沉降值的监测^[17]。模型实验方法应用视觉原理,设施布置效率高,测量误差在毫米级,但在应用中标定过程以及特征的点的识别方法较为复杂。

综上所述当前的隧道沉降监测与预测算法需要的参数多,数值模拟的模型复杂,现场监测的自动化和智能化程度不高,但随着深度学习技术和图像领域的不断融合发展,涌现出大量鲁棒性好,检测精度高的识别算法。本文基于隧道施工背景下靶标的目标检测方法,利用像素距离和实际距离的对应关系,结合监测设备终端、工控机、相机组和靶标等硬件设施,提出结合注意力机制和目标检测的隧道沉降自适应实时监测及测量算法,并通过网络通信实现远程的隧道围岩沉降监测与测量。

1 隧道围岩沉降自适应实时识别及测量系统

隧道围岩沉降检测及测距系统由监测设备和算法模型构成,系统主要包括服务器端和客户端两部分如图 1 所示,工业相机捕获靶标沉降图像并传入工控机的数据库中,工控机从数据库中调取图像数据,使用目标检测模型识别特征点,并计算靶标特征点中心像素位移变化以及沉降值,然后将计算后的数据保存在数据库中,使用数据库对系统各个部分的数据进行传输和保存,最后客户端与工控机进行通信将计算的结果进行可视化。

该系统通过计算不同时刻图像中靶标的对应点像素位置的变化值来监测围岩的沉降,在识别靶标图像部分使用具有注意力机制的目标检测算法,使系统能够适应复杂的环境背景进行靶标的自动识别。

1.1 隧道围岩沉降图像采集设备及工作流程

隧道围岩沉降系统主要应用于隧道施工现场,隧道内环境复杂要求设施抗干扰能力强,系统所用的隧道围岩沉降图像采集仪器和设备如图 2 所示,主要包括工业相机、工控机、靶标、无线网桥、客户端显示器等。

现场工作流程是在隧道施工过程中将靶标布置在需检测的围岩处,并布置好工业相机,使靶标与待监测围岩

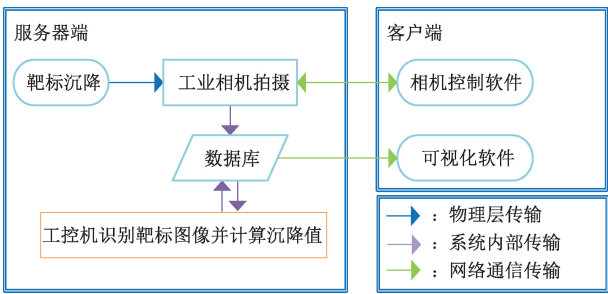


图 1 隧道围岩沉降识别及测量系统

Fig. 1 Tunnel surrounding rock settlement recognition and measurement system



图 2 隧道围岩沉降监测系统仪器和设备

Fig. 2 Instruments and equipment of tunnel surrounding rock settlement monitoring system

紧密结合,利用工业相机连续拍摄靶标并将图像传输至工控机,工控机使的数据库中,客户端与工控机通过无线网桥和路由器进行通信并将计算的结果进行可视化,其流程如图 3 所示。

1.2 结合 CA 坐标注意力机制的 YOLOv5 算法

隧道施工现场光照复杂、背景多变、靶标布置点位多,模型采用的卷积神经网络具有位移、形变、尺度不变性的特点,适合复杂的隧道施工现场环境。使用的目标检测模型为基于深度学习的卷积神经网络模型,基础框架为 YOLOv5s,使用 CA 坐标注意力 (ccordinate attention) 改进,提出了融合坐标注意力机制的单阶目标检测模型。

YOLO 系列是典型的单阶段目标检测模型,YOLOv5 的网络结构如图 4 所示,可一次性输出检测目标框的位置与分类,主要由骨干 (backbone)、颈 (neck)、预测 (prediction) 3 个部分组成。其中骨干部分由 CBS、C3 组成,CBS 为典型的卷积神经网络的体征提取结构,C3 模

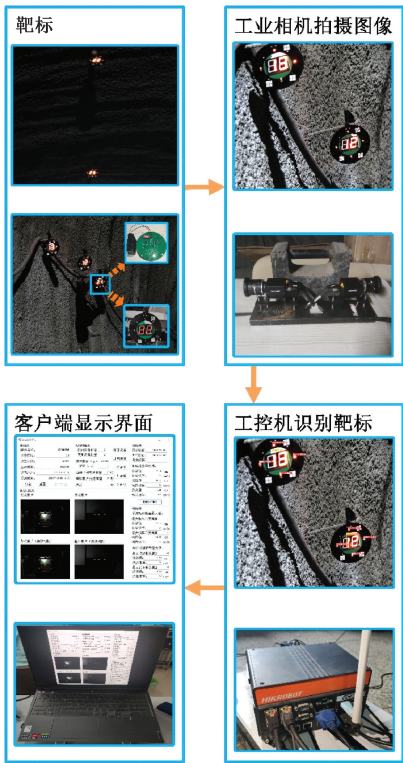


图 3 隧道围岩沉降系统工作流程

Fig. 3 Work flow of tunnel surrounding rock settlement system

块具有与残差块相同的结构,能抑制反向传播过程中的梯度爆炸和梯度消失,使深层网络更容易被训练,构建的 backbone 部分主要负责提取检测目标的主要特征,判定图像是否含有检测目标。neck 部分由上采样以及下采样组成,使用了 FPN 以及 PAN 结构,主要负责融合不同尺度的特征,对检测目标的尺寸特征以及位置特征进行检测。prediction 部分使用到了 1×1 的卷积替代传统方法中的全连接层,负责输出预测框的信息以及分类信息。

在 YOLOv5 网络结构中,CBS 层由卷积层归一化 (BN) 层和修正线性单元函数 (SiLU) 激活层组成;SPPF 由一个 CBS 与 3 个最大池化层组成,3 次最大池化的结果拼接之后再经过一层 CBS 得到输出;瓶颈层 1 (Bottleneck1) 由两层 1×1 的卷积构成的 CBS,以及一个跳跃链接的拼接组成,瓶颈层 2 (Bottleneck2) 则没有跳跃链接;C3 由 1×1 的卷积 CBS 链接 Bottleneck1 后与 1×1 的卷积输出拼接,再链接 CBS 得到输出,C-3 将 C3 模块的 Bottleneck1 替换为 Bottleneck2,其他结构相同。

系统检测目标为 LED 数码管光点在隧道围岩发生沉降时的位移量,基于工业相机所收集的图像数据,而数码管的特殊形状决定了其主要特征,在图像中纹理特征在水平与垂直方向表现较为明显。系统主要检测目标在图像中的位置信息,结合数码管的特征,为了提升算法的

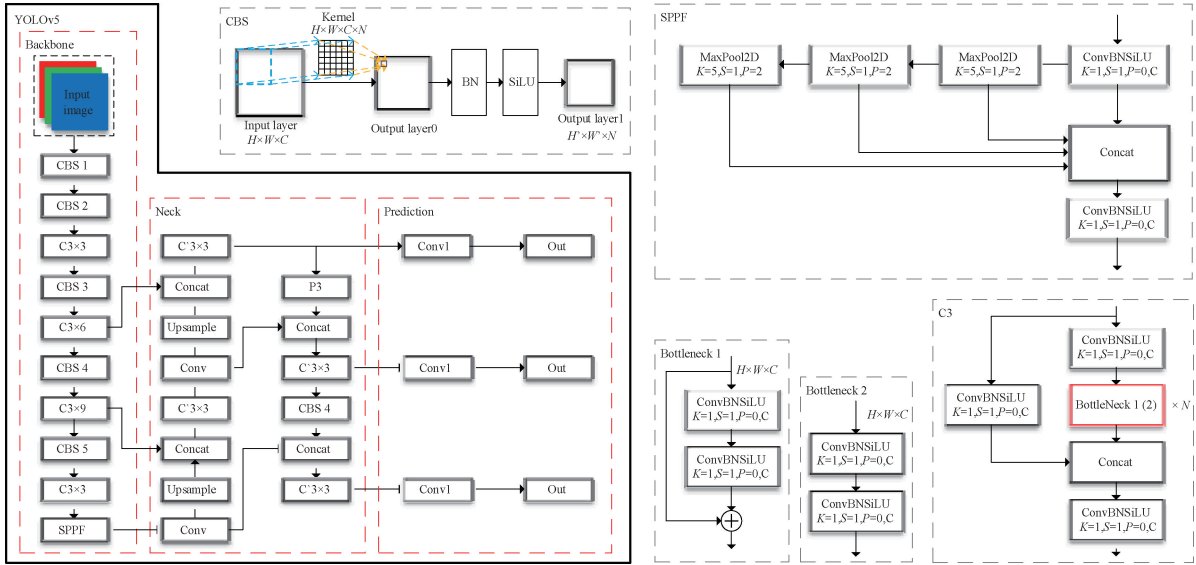


图 4 YOLOv5 网络结构

Fig. 4 YOLOv5 network structure

检测效果,针对检测目标的特点对检测算法进行改进^[18],改进的算法在 YOLOv5 的骨干网络中添加了坐标注意力模块,坐标注意力模块结构如图 5 所示,添加的坐标注意力模块位置处于骨干网络中的 C3 模块之后。

注意力机制广泛的应用在卷积神经网络中,针对检

测目标构建注意力机制可提升网络的检测性能。而坐标注意力是一种高效的注意力机制^[19-20],通过两个方向的一维平均池化聚合两个不同的方向上的位置信息,使用一维方向的池化可以在两个方向上获取更大范围的信息,同时也避免了二维池化操作导致计算量的增加。使

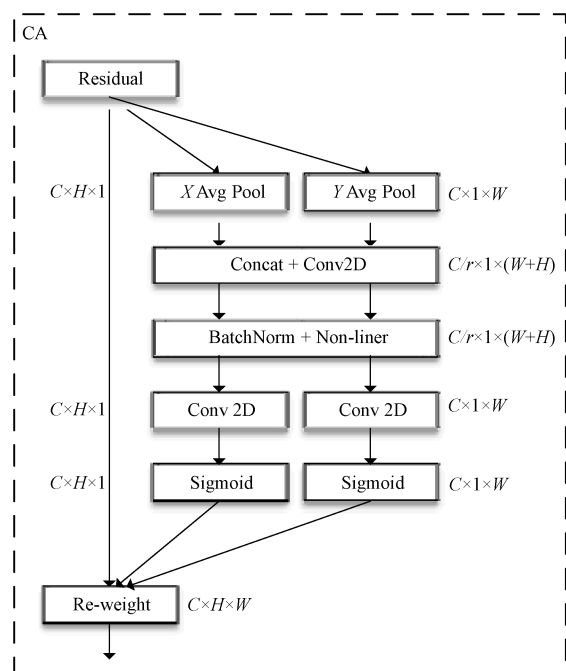


图5 坐标注意力模块结构

Fig. 5 Coordinate attention module structure

用 1×1 的卷积核加入通道信息,使用 sigmoid 函数进行非线性激活,最终拆分为两个方向的特征图,并与输入进行组合形成具有位置信息与通道信息的特征图,该结构没有改变特征图的尺寸并且增强了卷积神经网络的特征表达能力。进行的卷积、池化、归一化等操作网络参数量与原始检测网络参数相比仅多出 3M,但提升了神经网络的检测性能。

坐标注意力特征图的卷积示意过程如图 6 所示,模块的输入为 $(H \times W) \times C$ 的特征图记为 $X[x_1, x_2, x_3, \dots, x_c]$,对水平方向、垂直方向分别进行平均池化形成 $(1 \times W) \times C$ 与 $(H \times 1) \times C$ 大小的特征图,对垂直方向特征图转置 $(H \times 1)^T \times C$ 并与水平方向特征图相连接并卷积,对卷积形成的特征图分解为水平与垂直两个方向,与原始特征图 $X[x_1, x_2, x_3, \dots, x_c]$ 相乘,得出融合了多种信息的特征图 $Y[y_1, y_2, y_3, \dots, y_c]$ 。

1.3 像素测距算法

将工业相机拍摄所得图像输入改进目标检测模型后,可以得到目标类别与目标在图像中的像素位置,如图 7 所示,目标所获取的参数为 $Box_1(x, y)$ 与 $Box_2(x, y)$,使用像素位置参数计算目标中心点 i 时刻坐标记为 $O_i(x, y) = (Box_1(x, y) + Box_2(x, y))/2$,不同时刻目标的像素中心变化为 $O = \sqrt{(O_{x(i+1)} - O_{xi})^2 + (O_{y(i+1)} - O_{yi})^2}$ 。

在设计靶标过程中,固定靶标 LED 光点之间的距离记为 n ,设计靶标过程中固定 LED 光点距离为 8.5 cm,

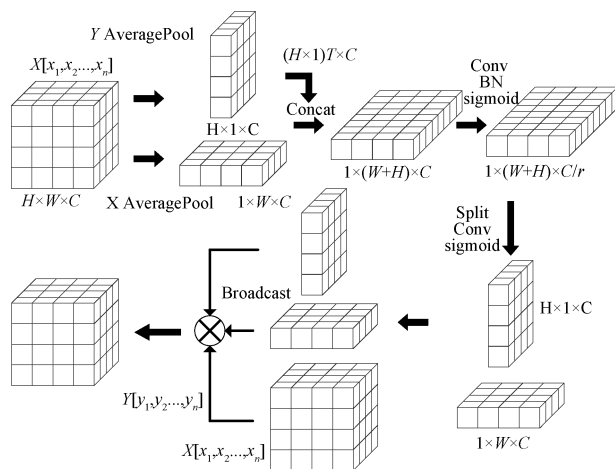


图6 坐标注意力特征图卷积过程

Fig. 6 Coordinate attention feature map convolution procedure

通过目标检测模型监测出 LED 光点在图像中的距离记为 $N, N = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$,其中 $point_1(x, y)$, $point_2(x, y)$ 分别为图像中两点的像素坐标值,靶标实际位移值 $l = O \times n / N$ 。

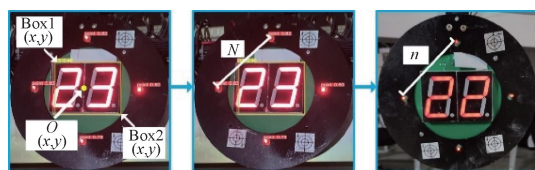


图7 靶标实际位移距离计算过程

Fig. 7 Calculation process of actual displacement distance of target

2 数据预处理

2.1 数据集的收集制作

本文实验所用到的数据集由海康威视工业相机 (VC3000) 拍摄所得原始图像,使用 labelme 插件标注标签存为 YOLO 格式的 .txt 文件,.txt 保存的信息包括标注框内图像的种类,标注框在图像中的位置坐标。图像原始尺寸为 5 472 pixel × 3 648 pixel,数量为 404 张,将数据集随机划分为训练集及测试集,其中训练集 304 张,验证集 100 张。构建的数据集检测对象包括 9 类,分别为 point、11、12、13、21、22、23、24、25,部分数据集如图 8 所示,包括不同背景、不同距离环境下的多种靶标数据。采用平移、翻转、旋转、缩放比例、随机裁剪、随机添加噪声的方法进行数据增强,从而提高模型的鲁棒性。

本文基于 Python 环境,使用 Anaconda 搭建虚拟环境,基于深度学习框架 PyTorch,其中 pytorch = 1.8.0,

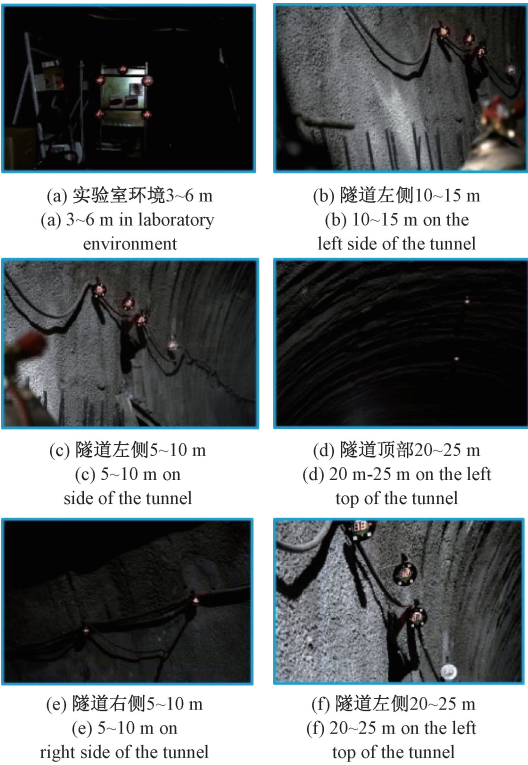


图 8 部分复杂背景下的数据集
Fig. 8 Part of datasets in complex background

torchvision=0.9.0。训练模型的实验硬件中,处理器为 AMD Ryzen 7 5800,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3060,操作系统为 Windows 10,使用的集成开发环境为 PyCharm。

2.2 训练改进的 YOLOv5 模型

本文提出的模型使用 GPU 加速训练,输入图像重新整合为 1 280×1 280,模型采用随机梯度下降法求解最优参数,迭代次数为 300 轮,每次批量 (batch-size) 大小为 4,初始学习率为 0.001,权重衰减系数为 0.000 5。初始训练阶段,将数据集训练 10 轮,保存模型当前的权重文件,作为后期多轮训练的预训练模型,在后续实验中需更换模型时执行相同操作。

损失函数决定了深度学习模型的功能,训练过程即寻找代价函数最小时的权重值,训练中损失函数使用 Tensorboard 进行可视化操作,各类损失值随着训练次数的迭代而减小,具体如图 9 所示,其中定位损失 (box_loss) 计算预测框与标签真值框之间的误差,分类损失 (cls_loss) 计算锚框与对应标签分类的误差,置信度损失 (obj_loss) 计算网络置信度。可看出经过 300 轮训练之后,模型的 3 类损失函数值已经达到了较低值。此时保存当前权重文件与损失函数最小时权重文件。

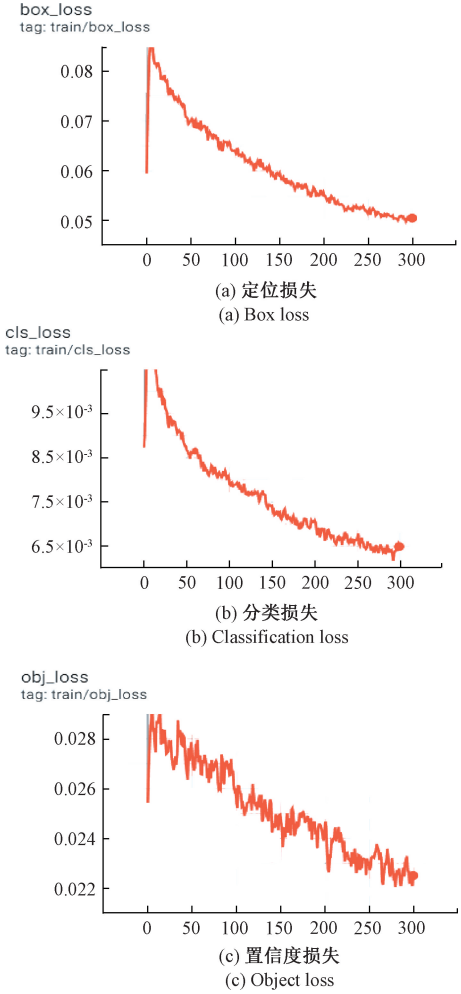


图 9 训练过程中的损失函数值
Fig. 9 Training loss

3 实验结果及分析

3.1 目标检测模型训练结果

本文算法模型采取的评价指标为精确率 (precision)、召回率 (recall)、重叠度为 0.5 的平均精确度 (mAP@0.5)、重叠度为 0.5、0.55、0.6、0.65、0.7、0.75、0.8、0.85、0.9、0.95 的平均精确度 (mAP@0.5 : 0.95)。其计算方式分别为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$AP = \begin{cases} \int_0^1 p(r) dr, PR \text{ 连续} \\ \sum_{i=1}^{n-1} (r_{i+1} - r_i) p_{i+1}, PR \text{ 离散} \end{cases} \tag{3}$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^k AP_i}{k}$$

(4)

其中, r 为召回率, p 为精确度, AP 为平均精确度, PR 使用连续性曲线 AP 采用积分运算, PR 使用离散点 AP 采用累计求和运算。

为比较改进网络相较于原网络的优越性, 本文进行两种消融实验, 对原始网络在不同的网络层中加入 CA 层, 以及加入多层 CA 层进行实验, 表 1 显示了 YOLOv5 原始模型的预测精确度、召回率、 $mAP@0.5$ 分数、 $mAP@0.5:0.95$ 分数等参数, 并与添加一层 CA 模块及两层 CA 模块模型进行对比, 可以得到在添加一层 CA 模块后精确度提高 1.2%, 召回率提升 0.8%, $mAP@0.5$ 分数提高 0.3%, $mAP@0.5:0.95$ 分数提高 3.3%, 结果可以表现出添加 CA 注意力模块后算法精确度、召回率 $mAP@0.5$ 分数的明显提升, 证明在 YOLOv5 中添加的 CA 注意力模块有效的提升了骨干网络的特征提取能力。经过目标检测模型后可获取靶标数字在图像中的坐标, 本文选取了 116 组检测坐标以标注坐标为真值计算像素误差, 最大像素误差为 8 pixel, 平均像素误差为 2.49 pixel。

表 1 改进算法与原目标检测算法之间的性能对比表

Table 1 Performance comparison table of improved algorithm and original algorithm				
算法	Precision	Recall	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$
YOLOv5	0.968	0.962	0.978	0.755
YOLOv5+CA	0.979	0.970	0.981	0.788
YOLOv5+2CA	0.977	0.962	0.968	0.798

使用本文收集制作的数据集训练其他模型, 并与本文提出的改进的 YOLOv5 模型进行对比实验, 实验结果如表 2 所示, 本文提出的改进的 YOLOv5 算法与经典的目标检测算法 SSD512、Faster-RCNN、YOLOv4 等算法相比较, 性能提升明显, 结果显示本文提出的算法, 对目标类别的预测准确率高于其他算法; 对目标区域定位能力高于其他算法; 对不同尺度目标的捕获能力以及准确率高于其他算法。

表 2 改进算法与其他目标检测算法的性能对比表

Table 2 Performance comparison table of object detection algorithms				
算法	Precision	Recall	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$
SSD 512	0.867	0.932	0.828	0.568
Faster-RCNN	0.962	0.94	0.786	0.461
YOLOv4	0.958	0.943	0.922	0.589
YOLOv5+CA	0.979	0.962	0.978	0.755

3.2 隧道围岩沉降测量结果

在测量隧道沉降值方面, 本文所提出的隧道围岩沉

降自适应识别测量算法是基于图像的方法, 靶标在相机中的成像是否清晰决定算法的可靠程度, 经过多尺度的复杂背景下的数据集训练后, 本文提出的模型可应用于测量距离相机 25 m 以内的靶标, 超过 25 m 后靶标成像小于 50 pixel, 不利于沉降值得计算。因此在实地测量过程中讲靶标设置距离相机约 5~25 m。

本文为验证模型的测量精度选取 11、12、13、21、22、23、24、25 共 8 类靶标各 5 张图像, 使用全站仪测量靶标实际沉降值与模型预测沉降值分别计算绝对误差与相对误差并计算其平均值, 在不同距离范围内的误差如图 10 所示。实验室环境下靶标距离工业相机约 3~6 m, 实验室环境与 5~10 m 内的靶标测量绝对误差在 5 mm 之内, 相对误差小于 4%, 在 10~25 m 之间的靶标测量效果绝对误差在 10 mm 之内, 相对误差小于 10%。

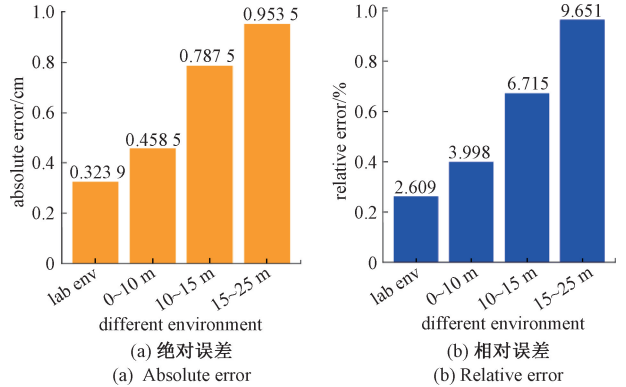


图 10 不同距离靶标沉降测量误差

Fig. 10 Measurement error of target settlement at different distances

在靶标标定过程中需要使用 LED 光点之间的距离, 而在设计靶标时 LED 灯管可能在运输过程中变形, 导致 LED 光点成像不规律, 从而产生误差。其次, 在隧道内部相机从各个方向拍摄靶标, 视角不同导致成像后像素距离与实际距离的关系不可近似为线性关系, 从而产生误差。

4 结 论

本文针对了传统的隧道围岩沉降监测的算法的缺点, 对 YOLOv5 目标检测算法的结构进行改进, 提出了一种基于坐标注意力的隧道围岩沉降自适应识别及测量算法。搜集了复杂环境下的隧道内靶标数据集并进行数据增强, 使用制作的数据集对改进的模型进行训练, 得到一个具有九分类功能的分类器, 改进后的算法性能明显高于原算法, 并于优于 SSD512、Faster-RCNN、YOLOv4 等目标检测算法。将工业相机拍摄所得图像输入模型后可推理出图像中靶标上 LED 光点以及数字所在的区域的坐

标,使用像素距离与实际距离的对应关系,通过像素测距算法实现了对隧道围岩沉降值的测量计算,最终实现了一台工业相机在 25 m 范围内对隧道围岩沉降进行实时监控测量。

相较于传统的隧道围岩沉降监测算法,本文提出的算法自动化、智能化程度更高;算法基于图像,硬件装置仅需靶标作为标志物,工业相机捕获靶标,成本更低;算法可用于不同距离、不同环境背景下的靶标,应用场景更广泛。在测量算法方面可引入机器视觉算法从而减少误差,提高模型测量精度。

参考文献

- [1] 《中国公路学报》编辑部. 中国交通隧道工程学术研究综述·2022 [J]. 中国公路学报, 2022, 35(4): 1-40.
Editorial Department of China Journal of Highway and Transport. Review on China's traffic tunnel engineering research: 2022 [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(4): 1-40.
- [2] 刘德军, 仲飞, 黄宏伟, 等. 运营隧道衬砌病害诊治的现状与发展 [J]. 中国公路学报, 2021, 34(11): 178-199.
LIU D J, ZHONG F, HUANG H W, et al. Present status and development trend of diagnosis and treatment of tunnel lining disease [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(11): 178-199.
- [3] MU B, XIE X, LI X, et al. Monitoring, modelling and prediction of segmental lining deformation and ground settlement of an EPB tunnel in different soils [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 113: 103870.
- [4] 徐志彪. 基于土体损伤的深基坑支护地表沉降量计算 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(9): 85-88.
XU ZH B. Calculation method of ground settlement of deep foundation pit support based on soil damage [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(9): 85-88.
- [5] LI S, ZHANG Y, CAO M, et al. Study on excavation sequence of pilot tunnels for a rectangular tunnel using numerical simulation and field monitoring method [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2022, 55(6): 3507-3523.
- [6] JIN D, YUAN D, LI X, et al. Analysis of the settlement of an existing tunnel induced by shield tunneling underneath [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 81: 209-220.
- [7] 翟华, 闫梦飞, 吕庆洲, 等. 组合 FPGA 光电传感器阵列的顶管机激光姿态测量系统 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 50-57.
ZHAI H, YAN M F, LYU Q ZH, et al. Laser attitude measurement system of pipe jacking machine based on fpga photoelectric sensor array [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 50-57.
- [8] LI J, ZHOU F, ZHOU P, et al. A health monitoring system for inverted arch of salt rock tunnel based on laser level deformation monitor and wFBG [J]. Measurement, 2021, 184: 109909.
- [9] 欧雪琴. 三维激光扫描技术的建筑物沉降在线预测系统 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 21-25.
OU X Q. Building settlement online prediction system based on 3D laser scanning technology [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(6): 21-25.
- [10] SHI S, ZHAO R, LI S, et al. Intelligent prediction of surrounding rock deformation of shallow buried highway tunnel and its engineering application [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 90: 1-11.
- [11] ZHANG P, CHEN R P, DAI T, et al. An AIoT-based system for real-time monitoring of tunnel construction [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 109: 103766.
- [12] YE X W, JIN T, CHEN Y M. Machine learning-based forecasting of soil settlement induced by shield tunneling construction [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2022, 124: 104452.
- [13] FENG L, ZHANG L. Enhanced prediction intervals of tunnel-induced settlement using the genetic algorithm and neural network [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 223: 108439.
- [14] 宫思艺, 孔宪光, 刘丹, 等. 融入复杂地层动态识别的盾构施工地表沉降预测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 228-236.
GONG S Y, KONG X G, LIU D, et al. An approach for predicting shield construction ground surface settlement of complex stratum using gynamical strata identification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 228-236.
- [15] XU X, SHI P, ZHOU X, et al. A novel vision measurement system for health monitoring of tunnel structures [J]. Mechanics of Advanced Materials and Structures, 2022, 29(15): 2208-2218.
- [16] CHEN I H, HO S C, SU M B. Computer vision application programming for settlement monitoring in a drainage tunnel [J]. Automation in Construction, 2020, 110: 103011.

[17] XU J, WANG E, ZHOU R. Real-time measuring and warning of surrounding rock dynamic deformation and failure in deep roadway based on machine vision method [J]. Measurement, 2020, 149: 107028.

[18] 常丽, 张雪, 蒋辉, 等. 融合 YOLOv5s 与 SRGAN 的实时隧道火灾检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 223-230.

CHANG L, ZHANG X, JIANG H, et al. Realtime tunnel fire detection by fusion of YOLOv5s and SRGAN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 223-230.

[19] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 20-25.

[20] 朱家松, 郑澳, 雷占占, 等. 基于改进 YOLOv5 的地铁隧道附属设施与衬砌表面病害检测方法 [J/OL]. 铁道科学与工程学报: 1-10. [2023-01-02]. DOI: 10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20220712.

ZHU J S, ZHENG AO, LEI ZH ZH, et al. Metro tunnel accessorial facilities and lining diseases detection method based on improved YOLOv5 [J/OL]. Journal of Railway Science and Engineering: 1-10. [2023-01-02]. DOI: 10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20220712.

作者简介



邓有为, 2021 年于长安大学获得学士学位, 现为长安大学电子与控制工程学院研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别。
E-mail: 970278724@qq.com

Deng Youwei received his B. Sc. degree from Chang'an University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University. His main research interests include image processing and pattern recognition.



李刚 (通信作者), 分别于 1998 年、2005 年、2010 年、于长安大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为长安大学能源与电气工程学院教授, 主要研究方向为交通能源融合、智慧交通、机器学习、智能检测及软件工程。
E-mail: 15229296166@chd.edu.cn

Li Gang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chang'an University in 1998, M. Sc. degree from Air Force Medical University in 2005, Ph. D. degree from Chang'an University in 2010. Now he is a professor in School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University. His main research interests include transportation and energy integration, intelligent transportation, machine learning, intelligent detection and software engineering.