

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2022.026



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于卷积神经网络的预制叠合板多目标 智能化检测方法

姚刚¹, 廖港¹, 杨阳¹, 李青泽¹, 魏伏佳²

(1. 重庆大学山地城镇建设与新技术教育部重点实验室; 土木工程学院, 重庆 400045;

2. 中机中联工程有限公司, 重庆 400050)

摘要: 在生产过程中, 预制构件尺寸不合格问题将导致其在施工现场无法顺利安装, 从而影响工期。为推进预制构件智能化生产的进程, 以预制叠合板为例, 基于卷积神经网络研究生产过程中的智能检测方法, 在生产流水线上设计并安装图像采集系统, 建立预制叠合板尺寸检测数据集。通过YOLOv5算法实现对混凝土底板、预埋PVC线盒及外伸钢筋的识别, 并以固定磁盒作为基准参照物进行尺寸检测误差分析, 实现混凝土底板尺寸、预埋PVC线盒坐标的检测, 在降低训练数据集参数规模的工况下保持较高的识别精度。结果表明: 该方法可以有效检测预制叠合板的底板数量和尺寸、预埋PVC线盒数量和坐标, 并实现弯折方向不合格的外伸钢筋检测, 并能降低人工成本, 提高检测精度, 加快检测速度, 提高预制叠合板的出厂质量。

关键词: 预制叠合板; 多目标检测; 卷积神经网络; 预制构件; 智能化生产

中图分类号: TU741.2 文献标志码: A 文章编号: 2096-6717(2024)01-0093-09

Multi-target intelligent detection method of prefabricated laminated board based on convolutional neural network

YAO Gang¹, LIAO Gang¹, YANG Yang¹, LI Qingze¹, WEI Fujia²

(1. Key Laboratory of New Technology for Construction of Cities in Mountain Area, Ministry of Education; School of

Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China; 2. China Machinery China United

Engineering Co., Ltd., Chongqing 400050, P. R. China)

Abstract: The unqualified size of prefabricated component in the production process will lead to the failure of the installation on the construction site, and affect the construction period. In order to promote the process of intelligent production of prefabricated components. Based on a convolutional neural network, the prefabricated laminated board is used as an example to study the intelligent detection method of the production process. Design and install an image acquisition system on the production line, establish a prefabricated laminated board detection data set, and use the YOLOv5 algorithm to detect the concrete plate, the embedded PVC junction

收稿日期: 2021-11-08

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFD1101005)

作者简介: 姚刚(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事土木工程施工研究, E-mail: yaocqu@vip.sina.com。

杨阳(通信作者), 女, 博士, E-mail: yy20052710@163.com。

Received: 2021-11-08

Foundation item: National Key R & D Program of China(No. 2019YFD1101005)

Author brief: YAO Gang (1963-), professor, doctoral supervisor, main research interest: building construction and information technology, E-mail: yaocqu@vip.sina.com.

YANG Yang (corresponding author), PhD, E-mail: yy20052710@163.com.

box and the overhanging steel bar. The fixed magnetic box is used as the benchmark to analyze the detection error of the dimension of the concrete plate and the coordinate of the embedded PVC junction box, and maintains a high recognition accuracy with a smaller parameter scale of the training data set. The result shows that the method can effectively detect the number and dimension of the concrete plate, the number and coordinate of the embedded PVC junction box, and detect the overhanging steel bar of unqualified bending direction. The method can reduce labor costs, improve detection accuracy, speed up detection process, and improve the delivery quality of prefabricated laminated board.

Keywords: prefabricated laminated board; multi-target detection; convolutional neural network; prefabricated component; intelligent production

近年来,装配式建筑发展迅速,2016年中国新开工装配式建筑面积 $1.1 \times 10^9 \text{ m}^2$,2020年增长至 $6.3 \times 10^9 \text{ m}^2$ ^[1],年平均增长率55.4%。预制构件作为装配式建筑的基本部件,其生产过程中的质量控制对提高装配式建筑质量具有重要意义^[2-4]。预制叠合板作为目前使用广泛的预制构件,构造简单,施工便捷,被广泛应用于各类装配式住宅体系^[5-7]。

装配式建筑施工过程中,尺寸不合格的预制叠合板需返厂,不仅造成材料浪费、成本增加,还直接影响现场安装进度^[8]。目前,预制构件厂进行预制叠合板尺寸检测主要采用人工钢尺抽查的方法,人工投入量大,检测速度及精度低,存在漏检的现象。因此,发展非接触式预制叠合板智能化检测方法,对于加快速度、提高精度及降低成本具有重要的现实意义。在非接触式检测上,已有部分学者使用激光扫描技术来检测构件尺寸^[9-11],并通过实际项目建立检测与评估系统^[12]。激光扫描由于需要后期处理数据并生成影像图,检测结果反馈较慢,且对于移动目标检测效果不佳,在工业化的流水线生产中应用受限。

基于计算机视觉,有学者通过Canny边缘检测算子开展成品预制构件的尺寸检测研究^[13],实现大尺度构件的尺寸检测,但是,在实际操作中需要人工设定阈值,泛化能力较低,且对于边缘较为模糊的小尺度构件检测精度受限。随着人工智能技术的发展,智能化检测方法在土木工程领域获得广泛应用^[14-15]。其中,卷积神经网络通过大量的训练数据提取待检测目标的深层次特征,并采用多尺度特征融合的结构以适应不同尺度的检测目标,具备强大的特征提取能力及泛化能力^[16]。有学者借助卷积神经网络算法,通过优化VGG16识别网络研究建筑物门窗等构件的分类问题^[17],通过DeepLabv3+语义分割算法实现像素级别的混凝土构件表面裂缝检测^[18-20]与气泡缺陷检测^[21]。目前,智能化检测的研究大多针对使用阶段的构件,进行健康监测及损

伤检查^[22],针对生产过程中的预制构件进行尺寸检测的研究较少。

笔者基于卷积神经网络算法,研究生产流水线上预制构件的数量及尺寸检测。以预制叠合板为例,进行混凝土底板数量和尺寸、预埋件数量和坐标,以及弯折方向不合格的外伸钢筋检测研究,并以固定磁盒作为基准参照物进行尺寸检测误差分析,实现非接触式预制叠合板多目标智能化检测,降低预制构件厂的人工成本,提高检测精度,加快检测速度。

1 预制叠合板多目标检测系统

1.1 多目标检测系统原理

目标检测技术发展较迅速,其主要目的是在图像中精确标定被检测物体的类别及位置^[23]。而多目标检测技术主要是针对图像中存在多个待检测目标的情况,需要提取不同目标的外观、尺寸等特征,将其严格地与背景或其他目标分离开来。相较于单一目标检测,多目标检测存在不同目标间互相干扰、遮挡等问题,检测过程中的参数规模大,对硬件要求高^[24]。

借助智能化检测的手段,通过图像实现对生产线上所有预制叠合板的多目标检测,提高构件生产合格率。多目标检测内容包括:预制叠合板底板、预埋线盒及不合格外伸钢筋3类。通过设计预制叠合板多目标检测系统,并引入基准参照物,进行预制叠合板尺寸检测误差分析,实现在生产过程中检测混凝土底板数量和尺寸,预埋线盒数量和坐标,以及外伸钢筋的弯折方向,实现多目标智能化检测。预制叠合板多目标检测系统原理如图1所示。

1.2 基于卷积神经网络的目标检测算法

基于卷积神经网络的目标检测算法相比人工构造特征的传统目标检测算法,可以自动提取特征,具有泛化能力强、鲁棒性强的优点。常见的基于卷积神经网络的目标检测算法有两类,基于候选

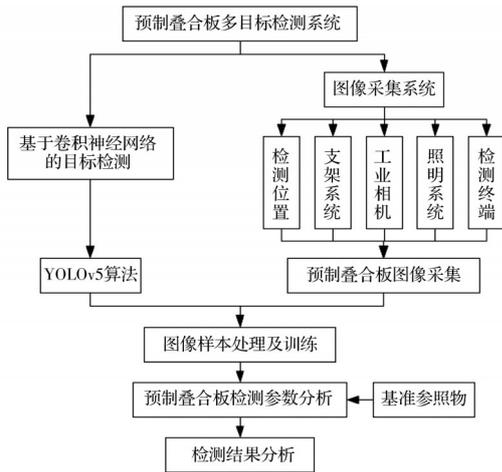


图 1 预制叠合板多目标检测系统原理

Fig. 1 Principle of multi-target detection system for prefabricated laminated board

区域与基于回归的目标检测算法^[25]。基于候选区域的目标检测算法通过在图像样本中生成待检测候选区域,随后对待检测区域中的目标进行特征提取并

加以识别,以 R-CNN(Region with CNN features)^[26]、SPP-Net(Spatial Pyramid Pooling)^[27]等系列为代表,目标检测精度较高,但需计算候选区域,检测速度较慢。基于回归的目标检测算法通过直接对图像进行全局处理,避免候选区域的计算过程,检测速度大大提升,以 YOLO(You Only Look Once)^[28]、SSD(Single Shot Multibox Detector)^[29]等系列为代表,在对检测速度有要求的领域(如实时监测)获得广泛应用。

其中,YOLO 系列作为兼顾检测速度与精度的目标检测算法,可以实现轻量化、多尺度的目标检测。YOLOv5 作为该系列最新的目标检测算法模型,与上一版本相比,大幅提高了检测速度,在基准数据集下图像推理速度最快达到 140fps(每秒处理 140 帧图像)^[30],可以满足预制构件厂流水生产线上对预制叠合板检测速度的要求。因此,基于 YOLOv5 算法,建立预制叠合板多目标检测系统,图 2 所示为其网络模型结构。

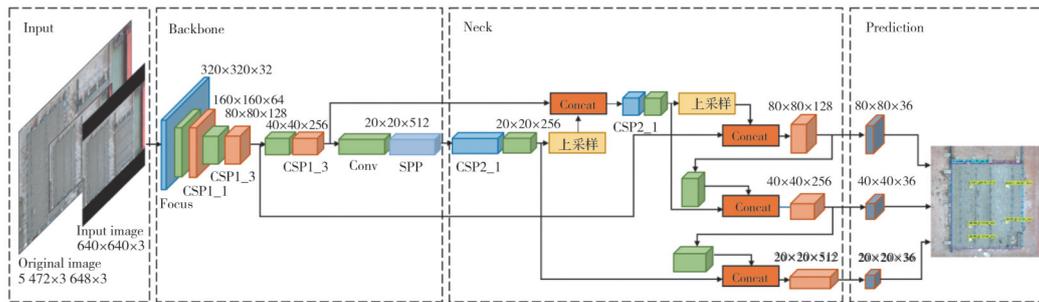


图 2 YOLOv5 网络模型结构

Fig. 2 YOLOv5 network model structure

神经网络的输入图像经过 Input、Backbone、Neck、Prediction 4 个模块后得到预测锚框,锚框标示出待检测目标(预制叠合板底板、预埋 PVC 线盒及外伸钢筋)的类别及位置。

Input 模块主要对输入的图像进行预处理,本研究中原始图像像素为 5 472×3 648,预处理阶段通过 letterbox 方法对输入图像自适应添加最少的黑边,并将尺寸缩放为 640×640,大幅减少计算量,提高检测速度。

Backbone 模块通过 Focus 结构进行切片操作,将 640×640×3 的输入图像转换为 320×320×12 的特征图,并经过卷积操作得到 320×320×64 的特征图。随后通过 CSP 结构对权重参数的梯度变化情况进行传递。Neck 模块部分通过上采样的方式,融合传输不同层次特征图的信息,并通过构造特征金字塔自上而下地提取强语义特征,将其传送至 Prediction 模块。Prediction 模块作为算法网络的输出端,采用 L_{GIoU} 作为预测锚框的损失函数,其数学

表达式为

$$L_{GIoU} = 1 - \left(\frac{I}{U} - \frac{A_c - U}{A_c} \right) \quad (1)$$

式中: A_c 为预测锚框与真实锚框的最小外包面积, I 为预测锚框与真实锚框的交集, U 为预测锚框与真实锚框的并集,如图 3 所示。

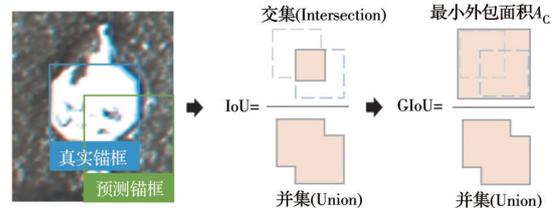


图 3 交并比

Fig. 3 Intersection of union

L_{GIoU} 损失函数通过增强神经网络对于不同锚框相交尺度的判断方式,解决预测锚框与真实锚框不重合的优化问题,提高损失函数的收敛性能,提升模型的检测速度。

神经网络的训练过程中,当预测锚框与真实锚框的交并比大于规定阈值(通常取0.5)时,认为该检测结果是正样本,反之为负样本。训练结束后,通过统计检测结果的正、负样本数量,通过混淆矩阵计算精度与召回率,并将其作为判断训练效果的主要依据,混淆矩阵如表1所示。

表1 混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix

真实结果	正样本	负样本
预测结果	Positive	Negative
正样本	TP	FP
Positive	(True Positive)	(False Positive)
负样本	FN	TN
Negative	(False Negative)	(True Negative)

精度 P 为判断检测准确率的依据,其数学表达式为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

式中:TP检测结果为正样本,同时,其真实的标签也为正样本,检测正确;FP检测结果为正样本,但是真实的标签为负样本,出现检测错误。

召回率 R 为判断查全率的依据,其数学表达式为

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中:FN真实标签为正样本,但是检测结果为负样本,表示出现漏检。

在实际检测过程中,往往同时包含多类检测目标,因此,常采用平均精度 P_A 作为全部检测目标在数据集上检测精度的判断依据,其数学表达式为

$$P_A = \frac{1}{C} \sum_j^c P_j = \frac{1}{C} \sum_j^c \left(\int P(R) dR \right) \quad (4)$$

式中: C 代表测试集中的样本类别数; P_j 为第 j 类目标检测过程中平均精确度,使用精度-召回率曲线的面积进行计算,等式右侧为其积分表达形式。

1.3 图像采集系统设计

预制叠合板的出厂尺寸检查形式为人工钢尺抽查,内容包括混凝土底板尺寸、预埋件位置及外伸钢筋弯折方向。经抽样检查不合格的预制叠合板需销毁,并重新下料生产,造成人力物力的浪费。

借助卷积神经网络算法,通过图像实现对预制叠合板的非接触式尺寸检测,避免传统的接触式钢尺检测对生产流水线的影响。研究过程中,针对预制构件厂生产流水线的实际条件,设计图像采集系统。图像采集系统如图4所示,由支架、云台、工业

相机、光源及图像检测终端组成。传送系统通过电动机驱动的滚轮运输模台,模台携带预制叠合板通过支架下方,两台LED光源设备提供稳定的环境光照亮预制叠合板的细部构造。三维云台具备角度、俯仰的姿态调整功能,为工业相机提供灵活、稳定的拍摄条件。工业相机对通过的预制叠合板进行图像采集,并将图像传送至检测终端。

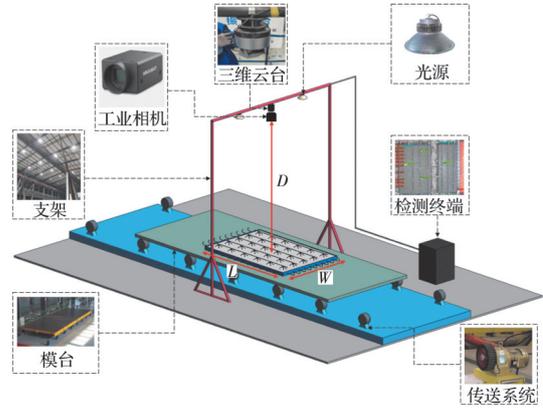


图4 图像采集系统

Fig. 4 Image acquisition system

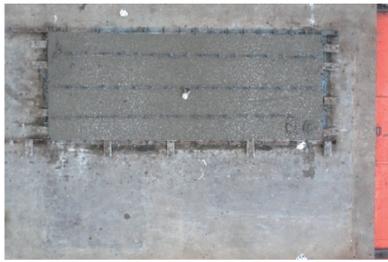
图像采集系统设计过程中,为保证获取所需图像的全部特征信息,需计算工业相机拍摄高度。工业相机焦距 f 计算公式为

$$f = \frac{Dl}{L} = \frac{Dw}{W} \quad (5)$$

式中:焦距 f 为 16 mm; D 为工业相机至预制叠合板的距离; L 、 W 为预制叠合板实际长度和宽度,最大为 3 500、2 800 mm; l 、 w 为工业相机感光元件的长度和宽度,分别为 12.8、9.6 mm。为保证叠合板全部处于拍摄范围内,考虑预制叠合板放置方向的最不利情况,即预制叠合板长度方向沿感光元件的宽度方向放置,并在两侧各预留 500 mm 余量,预制叠合板距地面高度 h 为 500 mm。由此计算工业相机拍摄高度 H

$$H = D + h = \frac{f \times (L + 2 \times 500)}{w} + h \quad (6)$$

经调焦及拍摄测试,确定工业相机拍摄高度 H 为 8 000 mm。采集得到 518 张预制叠合板图像,单张图像分辨率 $5\,472 \times 3\,648$,采集图片时,尽量保证每块叠合板位于图片中央位置,使得成像清晰无暗角。部分图像如图5所示,图5(a)为单张图片包含一块叠合板,图5(b)为单张图片同时包含两块叠合板。研究过程中,通过增加图片中目标数量,可以增强神经网络在复杂环境下的检测效果。



(a) PIC-0001



(b) PIC-0012

图 5 预制叠合板原始图像

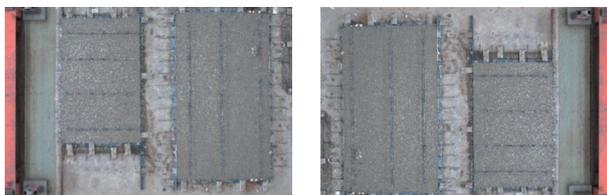
Fig. 5 Original images of prefabricated laminate board

2 基于卷积神经网络的多目标识别

2.1 图像样本数据集建立

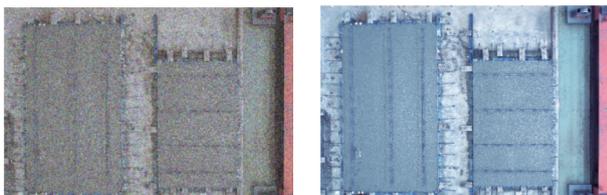
为了增强神经网络的泛化能力,防止出现训练过拟合的现象,考虑对原始图像进行样本扩充。研究过程中通过 Opencv 组件对图像进行旋转、水平翻转、噪声扰动和颜色转换,以提高神经网络对不同方向、不同光线下预制叠合板图像的适应性,如图 6 所示。518 张预制叠合板图像经过样本扩充,得到总数为 2 072 张图像的数据集,其中共包括预制叠合板 3 156 块,预埋 PVC 线盒 6 284 个。

由于外伸钢筋在竖向平面内进行弯折,若产生过大平面外弯折,则视为不合格外伸钢筋。为统一外伸钢筋平面外弯折的评价标准,通过 BIM 系列软



(a) 旋转

(b) 水平翻转



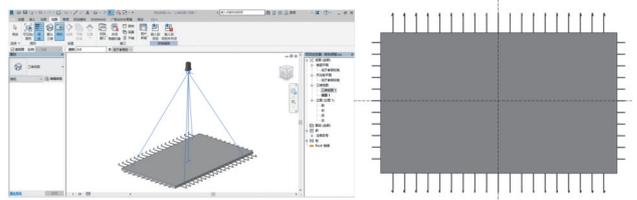
(c) 噪声扰动

(d) 颜色转换

图 6 图像数据集样本扩充

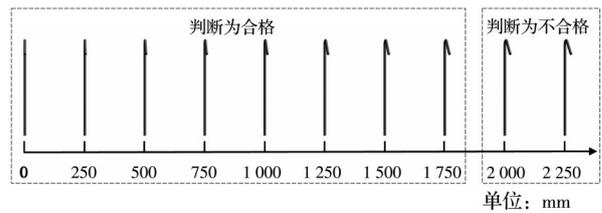
Fig. 6 Sample expansion of image date set

件 Autodesk Revit 对预制叠合板进行建模,并使用 Revit 软件的图像渲染引擎模拟拍摄时的几何投影关系,如图 7(a)、(b)所示。边缘处的外伸钢筋在拍摄投影过程中会由于拍摄偏角产生平面外的弯折,且钢筋位置越偏离画面中央,平面外弯折程度越明显。预制叠合板长边尺寸为 L ,故在标注过程中,取模拟图像中距离画面中央 $L/2$ 处外伸钢筋的弯折程度为合格标准。在示例中 L 最大为 3 500 mm,取 $L/2=1\ 750$ mm 处的外伸钢筋为合格标准,大于该弯折程度的,判断为不合格外伸钢筋,需对其进行标注,如图 7(c)所示。



(a) Revit 建模

(b) 模拟拍摄图像



(c) 平面外弯折姿态评价标准

图 7 外伸钢筋 BIM 模拟

Fig. 7 BIM simulation of overhanging steel bars

使用标注软件 labelme 对待检测目标进行标注,包括预制叠合板底板、预埋 PVC 线盒及不合格外伸钢筋,如图 8 所示。为保证后期预埋 PVC 线盒定位精确,图 8 中针对预埋 PVC 线盒中部的八角盒部分进行标注。



图 8 待检测目标标注

Fig. 8 The label of the target to be detected

2.2 训练过程及结果分析

为了保证训练过程中数据分布的一致性,避免因数据划分引入偏差而对最终结果产生影响,将 2 072

张原始图片按照 70% 与 30% 的比例随机划分为训练集与测试集。其中训练集用于训练神经网络各层的权重参数,测试集用于测试训练结果的准确性。采用 Ubuntu 操作系统, Intel(R) Xeon(R) Gold 6142 @ 2.60 GHz CPU, Tesla V100-FHHL-16 G 显卡进行训练。通过预训练进行超参数调整,以加快模型训练速度,最终选择训练批次大小为 32, 学习率 0.001, 最大迭代次数 7 000 次。

使用 TensorBoard 获得迭代训练日志, 绘制训练过程中损失函数曲线如图 9(a) 所示, 平均精度曲线如图 9(b) 所示。

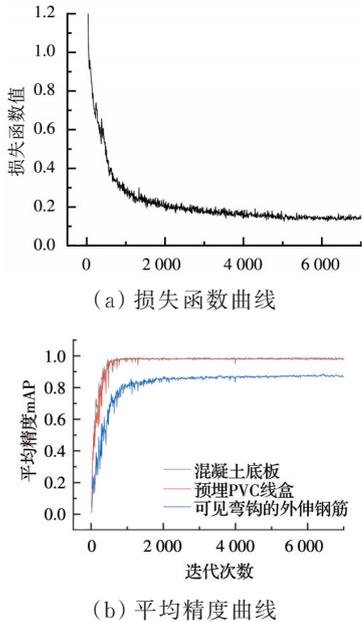
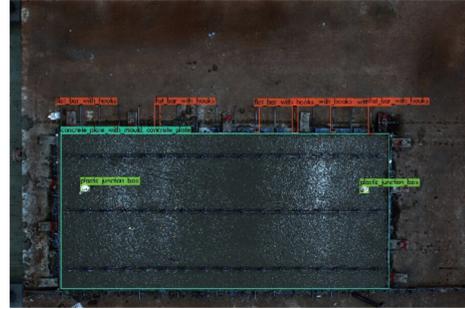


图 9 训练损失函数及精度曲线
Fig. 9 Loss function and average precision curve

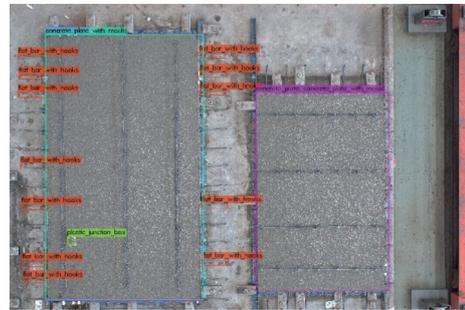
迭代到 1 000 次后, 损失函数开始呈现收敛趋势, 迭代至 7 000 次时, 损失函数曲线已不再明显波动, 损失函数值稳定在 0.13 左右。预制叠合板底板平均精度稳定在 99.10%, 预埋线盒平均精度稳定在 98.00%, 弯折方向不合格的外伸钢筋平均精度稳定在 87.20%。随着权重参数的迭代, 损失函数与平均精度不再变化, 保存神经网络训练过程中实际最优的权重参数。

使用最优权重参数对测试集图像进行测试, 单张图像检测时间少于 40 ms, 且可以实现 30 fps 的视频检测, 满足预制构件厂生产流水线检测的速度需求。图像检测结果如图 10 所示, 预制叠合板混凝土底板及预埋 PVC 线盒检测效果好, 锚框可以精确地表示混凝土底板及预埋 PVC 线盒的数量及位置, 且在一张图像同时包含两块叠合板的情况下, 也可以顺利完成检测。测试集上多目标检测平均精度为

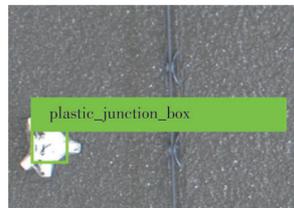
94.10%, 召回率为 96.40%。其中, 预制叠合板底板平均精度达到 99.60%, 预埋线盒平均精度 97.20%, 弯折方向不合格的外伸钢筋平均精度 83.20%。测试集的结果表明, 通过训练后的神经网络对预制叠合板检测具有速度快, 精度高的优势。



(a) 单块板检测结果



(b) 多块板检测结果



(c) 预埋线盒检测结果



(d) 外伸钢筋检测结果

图 10 多目标检测结果
Fig. 10 Multi-target detection results

3 预制叠合板尺寸检测结果分析

3.1 基准参照物选取

固定磁盒在预制构件的生产过程中被用于固定模具, 其型号尺寸统一, 通用性强, 是预制构件生产过程中的必要组件, 如图 11 所示。以固定磁盒作为基准参照物, 计算预制叠合板的混凝土底板尺寸和预埋 PVC 线盒的坐标信息, 并进行尺寸检测误差分析。

使用 Camera Measure 作为测量工具, 从不同的图像中选取 100 个靠近画面中央且无遮挡的固定磁盒, 测量其长边尺寸, 如图 12 所示。

对测量结果绘制箱型图, 如图 13 所示, 固定磁

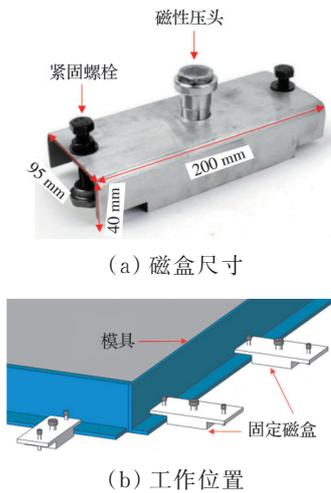


图 11 SX-1000B 固定磁盒
Fig. 11 SX-1000B fixed magnetic box

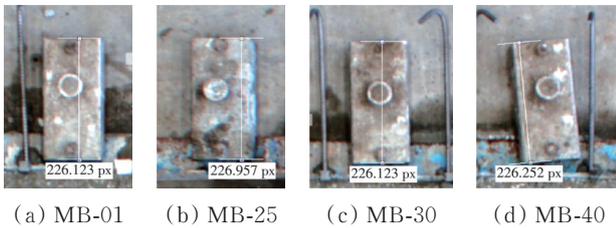


图 12 Camera Measure 测量过程
Fig. 12 Camera Measure measurement process

盒在图片中的最小测量值为 226.042 px,最大值为 226.992 px,平均值为 226.487 px。实际长度与像素长度的转换系数 D 计算公式为

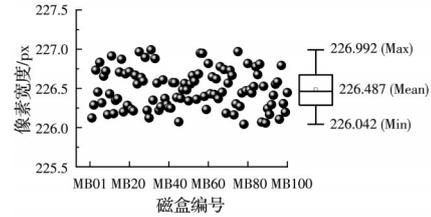


图 13 固定磁盒测量结果
Fig. 13 Fixed magnetic box measurement results

$$D = \frac{l_r}{l_m} \quad (7)$$

式中: l_r 为固定磁盒标准长边的实际长度; l_m 为固定磁盒在图像中的平均像素长度。根据固定磁盒型号, 其实际长度 l_r 为 200 mm, 像素长度 l_m 为 226.487px。则转换系数 D 为 0.883。通过选取固定磁盒作为基准参照物, 实现图片尺寸到实际尺寸的检测误差分析。

3.2 尺寸检测误差分析

利用 Opencv 模块加载预制叠合板检测网络, 对图像进一步处理得到各检测目标的锚框尺寸及中心点坐标, 信息提取过程如图 14 所示。

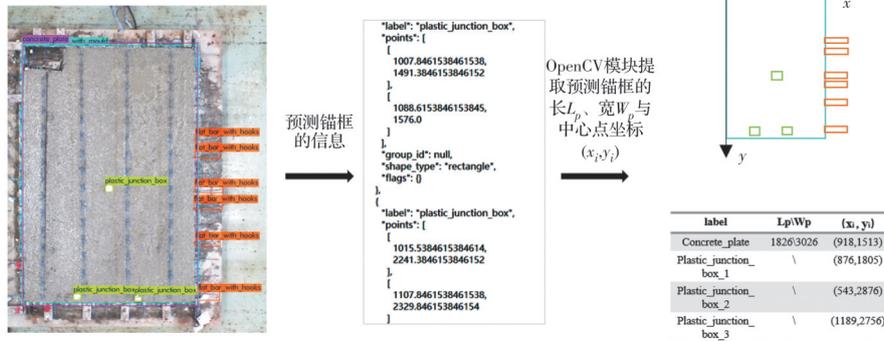


图 14 检测锚框信息提取过程
Fig. 14 Anchor frame information extraction process

将检测数据通过转换系数 D 进行尺寸检测数据分析, 得到最终的混凝土底板尺寸和预埋 PVC 线盒的坐标信息, 并计算误差。其中, 预制叠合板底板尺寸检测误差 ρ_d 考虑长宽方向相对误差

$$\rho_d = \left(\frac{|\Delta L|}{L} + \frac{|\Delta W|}{W} \right) \times 100\% / 2 \quad (8)$$

式中: L 、 W 为长度及宽度方向的尺寸, ΔL 、 ΔW 为长度及宽度方向的绝对误差值。设定预制叠合板底板最左上角顶点为坐标原点, 图像水平为 x 轴, 竖向为 y 轴, 预埋 PVC 线盒坐标检测误差 ρ_h 为实际坐标至检测坐标的距离

$$\rho_h = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2} \quad (9)$$

式中: Δx 、 Δy 为预埋线盒坐标的绝对误差值。随机选取 100 块预制叠合板底板, 测量其实际尺寸, 并按照式(8)计算混凝土底板尺寸检测误差 ρ_d , 结果如图 15(a)所示。选取的叠合板中包含预埋 PVC 线盒 186 个, 通过测量其实际坐标, 按照式(9)计算预埋线盒坐标检测误差 ρ_h , 如图 15(b)所示。

通过预制叠合板混凝土底板尺寸及预埋线盒坐标检测误差分析, 混凝土底板尺寸检测平均误差 0.53%, 最大误差 0.68%; 预埋 PVC 线盒坐标检测平均误差 11.90 mm, 最大误差 15.61 mm。

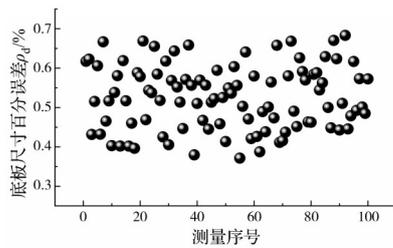
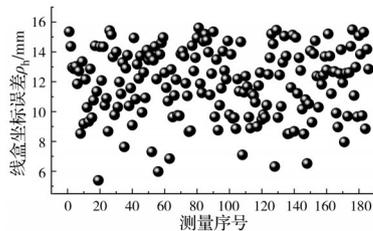
(a) 底板尺寸检测百分误差 ρ_d (b) PVC 线盒坐标检测误差 ρ_h

图 15 叠合板检测误差结果

Fig. 15 Inspection error result of laminated board

4 结论

结合预制构件厂的实际生产需求,通过YOLOv5目标检测算法,实现了基于卷积神经网络的预制叠合板多目标智能化检测。

1)在预制叠合板生产线上建立了预制构件多目标检测系统,可以在混凝土初凝前发现不合格预制叠合板构件,并及时进行处理,提高构件的合格率,避免二次生产造成的材料、人力浪费。

2)通过拍摄图像实现了多目标同时检测,单张图像即可完成混凝土底板数量及尺寸检测,预埋线盒数量及坐标检测,弯折方向不合格的外伸钢筋检测。检测速度快,单张图像检测时间少于40 ms,可以满足生产流水线实时检测需求。

3)以固定磁盒作为基准参照物进行检测误差分析,可以在降低训练数据集参数规模的工况下保持较高的识别精度。

4)混凝土底板、预埋PVC线盒、外伸钢筋等3种目标的识别精度上,对混凝土底板识别最精准。其中底板数量检测平均精度99.60%,尺寸检测平均误差0.53%;预埋PVC线盒数量检测平均精度97.20%,坐标检测平均误差11.90 mm;弯折方向不合格的外伸钢筋检测平均精度83.20%。

参考文献

[1] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 住房和城乡建设部标准定额司关于2020年度全国装配式建筑发展情况的通报 [EB/OL]. (2021-03-11)[2022-04-18]. https://www.mohurd.gov.cn/gongkai/fdzdgknr/tzgg/202103/20210312_249438.html. Ministry of Housing and Urban-Rural Development of

the People's Republic of China. Circular of the Standard and Quota Division of the Ministry of Housing and Urban-Rural Development on the Development of National Prefabricated Buildings in 2020 [EB/OL]. (2021-03-11)[2022-04-18]. https://www.mohurd.gov.cn/gongkai/fdzdgknr/tzgg/202103/20210312_249438.html. (in Chinese)

- [2] 徐照, 占鑫奎, 张星. BIM技术在装配式建筑预制构件生产阶段的应用[J]. 图学学报, 2018, 39(6): 1148-1155. XU Z, ZHAN X K, ZHANG X. Application of BIM technology in the manufacturing stage of precast elements of prefabricated construction [J]. Journal of Graphics, 2018, 39(6): 1148-1155. (in Chinese)
- [3] 周焱, 李希胜. 基于BIM的预制构件生产质量控制[J]. 建设科技, 2019(21): 61-64, 75. ZHOU Y, LI X S. Reduction quality control of prefabricated components based on BIM [J]. Construction Science and Technology, 2019(21): 61-64, 75. (in Chinese)
- [4] CHEN Y, ZHANG Q, FENG J, et al. Experimental study on shear resistance of precast RC shear walls with novel bundled connections [J]. Journal of Earthquake and Tsunami, 2019, 13(3): 1940002.
- [5] GONG Y, FANG J, CHEN X H. Implementation of lean construction under the new-type building industrialization background in China [C]//International Conference on Construction and Real Estate Management 2016. September 29-October 1, 2016, Edmonton, Canada. Reston, VA, USA: American Society of Civil Engineers, 2016: 169-178.
- [6] 黄炜, 罗斌, 李斌, 等. 不同构造形式绿色混凝土叠合板受弯性能试验[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(7): 35-44. HUANG W, LUO B, LI B, et al. Experiment on flexural behavior of green concrete composite slab with different structural forms [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2019, 46(7): 35-44. (in Chinese)
- [7] YAO G, WANG M P, YANG Y, et al. Development and analysis of prefabricated concrete buildings in Chengdu, China [J]. International Journal of Sustainable Development and Planning, 2020, 15(3): 403-411.
- [8] 赵秋萍. 装配式结构施工深化设计要点[J]. 施工技术, 2017, 46(4): 21-24. ZHAO Q P. Key points of precast structure construction deep design [J]. Construction Technology, 2017, 46(4): 21-24. (in Chinese)
- [9] LIU J D, ZHANG Q L, WU J, et al. Dimensional accuracy and structural performance assessment of spatial structure components using 3D laser scanning [J]. Automation in Construction, 2018, 96: 324-336.
- [10] KIM M K, SOHN H, CHANG C C. Localization and quantification of concrete spalling defects using terrestrial

- laser scanning [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2015, 29(6): 04014086.
- [11] SUN M S, XU A Q, LIU J. Line shape monitoring of longspan concrete-filled steel tube arches based on three-dimensional laser scanning [J]. *International Journal of Robotics and Automation*, 2021, 36(10): 1-13.
- [12] BARAZZETTIL, PREVITALI M, RONCORONI F. The use of terrestrial laser scanning techniques to evaluate industrial masonry chimney verticality [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, 42(2): 173-178.
- [13] 杨阳, 李青泽, 姚刚. 预制叠合板构件智能化识别与检测方法[J]. *土木与环境工程学报(中英文)*, 2022, 44(1): 87-93.
YANG Y, LI Q Z, YAO G. Intelligent identification and detection method of prefabricated laminated slab [J]. *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 2022, 44(1): 87-93. (in Chinese)
- [14] 鲍跃全, 李惠. 人工智能时代的土木工程[J]. *土木工程学报*, 2019, 52(5): 1-11.
BAO Y Q, LI H. Artificial intelligence for civil engineering [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2019, 52(5): 1-11. (in Chinese)
- [15] AMEZQUITA-SANCHEZ J, VALTIERRA-RODRIGUEZ M, ADELI H. Machine learning in structural engineering [J]. *Scientia Iranica*, 2020, 27(6): 2645-2656.
- [16] 魏伏佳. 基于卷积神经网络的清水混凝土表面气泡检测与评价[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
WEI F J. Bughole detection and evaluation of fairfaced concrete surface based on convolutional neural network [D]. Chongqing: Chongqing University, 2020. (in Chinese)
- [17] 熊朝阳, 王婷. 基于卷积神经网络的建筑构件图像识别[J]. *计算机科学*, 2021, 48(Sup 1): 51-56.
XIONG Z Y, WANG T. Image recognition for building components based on convolutional neural network [J]. *Computer Science*, 2021, 48(Sup 1): 51-56. (in Chinese)
- [18] 李良福, 马卫飞, 李丽, 等. 基于深度学习的桥梁裂缝检测算法研究[J]. *自动化学报*, 2019, 45(9): 1727-1742.
LI L F, MA W F, LI L, et al. Research on detection algorithm for bridge cracks based on deep learning [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(9): 1727-1742. (in Chinese)
- [19] 赵珊珊, 何宁. 基于卷积神经网络的路面裂缝检测[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(11): 135-138.
ZHAO S S, HE N. Road surface crack detection based on CNN [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(11): 135-138. (in Chinese)
- [20] WANG J J, LIU Y F, NIE X, et al. Deep convolutional neural networks for semantic segmentation of cracks [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2022, 29(1): 1-18.
- [21] SUN Y J, YANG Y, YAO G, et al. Autonomous crack and bughole detection for concrete surface image based on deep learning [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 85709-85720.
- [22] FAN W Y, CHEN Y, LI J Q, et al. Machine learning applied to the design and inspection of reinforced concrete bridges: Resilient methods and emerging applications [J]. *Structures*, 2021, 33: 3954-3963.
- [23] 黄健, 张钢. 深度卷积神经网络的目标检测算法综述[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(17): 12-23.
HUANG J, ZHANG G. Survey of object detection algorithms for deep convolutional neural networks [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(17): 12-23. (in Chinese)
- [24] 王旭辰, 韩煜祺, 唐林波, 等. 基于深度学习的无人机载平台多目标检测和跟踪算法研究[J]. *信号处理*, 2022, 38(1): 157-163.
WANG X C, HAN Y Q, TANG L B, et al. Multi target detection and tracking algorithm for UAV platform based on deep learning [J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(1): 157-163. (in Chinese)
- [25] LIANG F T, ZHOU Y, CHEN X, et al. Review of target detection technology based on deep learning [C]// *CCEAI 2021: Proceedings of the 5th International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence*. 2021: 132-135.
- [26] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]// *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. IEEE, 2014: 580-587.
- [27] 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.
- [28] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]// *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [29] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector [EB/OL]. 2015: arXiv: 1512.02325. <https://arxiv.org/abs/1512.02325>
- [30] 谈世磊, 别雄波, 卢功林, 等. 基于YOLOv5网络模型的人员口罩佩戴实时检测[J]. *激光杂志*, 2021, 42(2): 147-150.
TAN S L, BIE X B, LU G L, et al. Real-time detection for mask-wearing of personnel based on YOLOv5 network model [J]. *Laser Journal*, 2021, 42(2): 147-150. (in Chinese)