

基于机器视觉的预制叠合板智能检测关键技术

于海洋^{1,2*}, 李海生¹, 彭伟³, 孙宏伟¹, 于晓光²

(1. 荣华建设集团有限公司, 青岛 266000; 2. 荣华(青岛)建设科技有限公司, 青岛 266000
3. 山东建筑大学 济南 250000)

摘要: 装配式建筑采用工业化生产、装配化施工, 具有施工效率高、节能环保等特点, 受到了国家的大力扶持, 而预制混凝土叠合板作为预制率、装配率非常高的预制构件, 其质量优劣关系着整个工程。预制叠合板在生产过程中存在着一些问题, 如混凝土浇筑之前的隐蔽验收工作采用人工检查的方法, 人工投入量大, 质量检测水平和效率低下, 容易漏检、错检, 严重制约了混凝土叠合板的生产效率。本文以预制混凝土叠合板为研究对象, 开展了图像畸变校正算法和数据增强算法研究, 开展了改进 YOLOv7 预制叠合板精准识别算法和钢筋排布和间距识别方法研究, 开发了一套基于机器视觉的预制叠合板智能检测控制系统, 系统可对叠合板尺寸误差、预埋件位置及数量进行智能评估, 从而减少质检人员投入, 提高生产效率和产品合格率。

关键词: 预制叠合板; 机器视觉; 图像处理; 智能化检测

中图分类号: TU375 文献标识码: A 文章编号:

Key Technologies for Intelligent Detection of Prefabricated Composite Panels Based on Machine Vision

Yu Haiyang^{1,2*}, Li Haisheng¹, Peng Wei³, Sun Hongwei¹, Yu Xiaoguang²

(1. Ronghua Construction Group Co., Ltd., Qingdao, 266600, China; 2. Ronghua Qingdao Construction Technology Co., Ltd., Qingdao, 266000, China; 3. Shandong Jianzhu University, Jinan 250000)

Abstract: Prefabricated buildings adopt industrial production and prefabricated construction, which have the characteristics of high construction efficiency, energy conservation and environmental protection, and have received strong support from the country. As prefabricated components with very high prefabrication and assembly rates, the quality of prefabricated concrete composite panels is related to the entire project. There are some problems in the production process of prefabricated composite panels, such as the use of manual inspection for concealed acceptance work before concrete pouring, which results in a large amount of manual input, low quality inspection level and efficiency, and easy omission and misinspection, seriously restricting the production efficiency of concrete composite panels. This article takes prefabricated concrete composite panels as the research object, conducts research on image distortion correction algorithm and data enhancement algorithm, improves YOLOv7 prefabricated composite panel precise recognition algorithm and steel bar layout and spacing recognition method, and develops a machine vision based intelligent detection and control system for prefabricated composite panels. The system can intelligently evaluate the size error, embedded part position and quantity of composite panels, thereby reducing the investment of quality inspectors, improving production efficiency and product qualification rate.

基金项目: 2021 年山东省重点研发计划 (重大科技创新工程) - “绿色智能建造和建筑工业化关键技术与成套装备”, 项目编号: 2021CXGC011205; 2022 年山东省住房城乡建设科技计划项目 (项目编号: 2022-K7-6)

作者简介: 于海洋 (1991.11), 男, 山东青岛人, 荣华建设集团有限公司研发工程师。E-mail: 809086549@qq.com

Keywords: Precast laminated panels; Machine vision; Image processing; Intelligent inspection

1 引言

传统建筑业生产方式较为落后，行业整体效益低下，随着建筑产业化、智能化、信息化的不断发展，以现场施工为主的建筑产业越来越无法满足绿色、环保、节能的建筑理念。而装配式建筑的机械化、标准化、工厂化生产等优势在不断凸显，积极推动发展装配式建筑已成为新型建筑业发展的主要趋势。预制混凝土叠合板作为预制率、装配率非常高的预制构件，其质量优劣关系着整个工程的质量^[1]。预制混凝土叠合板在生产过程中也存在着一些问题，比如钢筋间距、外伸长度及弯钩角度不规范，叠合板尺寸检测主要采用人工钢尺抽查的方法，人工投入量大且无法保持长时间工作，质量检测水平和效率低下，容易存在漏检现象，严重制约了预制混凝土叠合板的生产效率及质量^[2]。

机器视觉以计算机为核心，通过模拟人眼的视觉系统，利用摄像机和图像处理技术，对图像或视频信息进行获取、处理和分析，从而对物体进行识别、检测和判断，可以解决预制叠合板生产过程中的部分问题^[3]。随着三维激光扫描技术的发展，较多学者开始探索使用激光点云对建筑物的几何信息进行采集^[4]。激光扫描技术每秒采集 9.6×10^5 个数据点，可检测建筑物细部轮廓，且激光扫描精度较高，数据点误差控制在 $50\text{m} \pm 6\text{mm}$ 内。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)通过大量的数据进行训练，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，具备强大的检测能力^[5]。Tong 等^[6]基于卷积神经网络开展路面裂缝长度检测研究，识别精度达到 94.36%，长度检测最大误差为 10mm。Xiang 等^[7]分析了光照强度和表面湿度等环境因素的影响，采用机器学习方法对工程现场清水混凝土的外观质量进行分析，气孔面积率和最大气孔直径识别的准确率从 79.34%提高到 93.83%，色差识别的准确率提高了 10%以上。

目前，基于人工智能技术，特别是卷积神经网络的检测方法被大量应用于桥梁、道路等建筑工程中，但针对预制叠合板的机器视觉检测技术还处于理论分析及试验研究阶段。因此，有必要研究基于机器视觉的预制叠合板智能检测技术，以提高生产效率，提升检测水平。本文基于装配式预制叠合板生产基地现状，结合预制叠合板生产工艺，通过理论分析、试验验证与施工检验，开展课题研究活动，完成了基于机器视觉的预制叠合板智能检测关键技术研究。主要研究内容包括：

(1)针对预制叠合板图像优化中存在的倾角、鱼眼效应等问题，开展基于奇次多项式模型和全向相机模型融合的图像畸变校正算法和基于生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GANs)的数据增强算法研究。

(2)针对预制叠合板精准识别问题，开展基于高效通道注意力增强(Efficient Channel Attention, ECA)模型的改进 YOLOv7 预制叠合板精准识别算法和基于霍夫变换和 Hough 算法的钢筋排布和间距识别方法研究。

(3)针对预制叠合板尺寸误差、预埋件位置及数量识别问题，开发一套基于机器视觉的预

制叠合板智能检测控制系统。

1. 图像畸变校正算法和数据增强算法

1.1 基于奇次多项式模型和全向相机模型融合的图像畸变校正

鱼眼相机的成像系统可以由系统绝对坐标系 $O_w - X_w Y_w Z_w$ ，相机坐标系 $O_c - X_c Y_c Z_c$ ，图像物理坐标系 $o - xy$ 和图像像素坐标系组成。过空间一点 P 的光线 PO_c 经过针孔相机的光心在成像平面上投影为点 P ，该成像过程遵循透视投影。而该成像光线经过鱼眼相机的投影中心时，由于镜头畸变的存在，不再遵循透视投影，在成像平面上投影为点 P' 。奇次多项式模型示意图如图 1 所示：

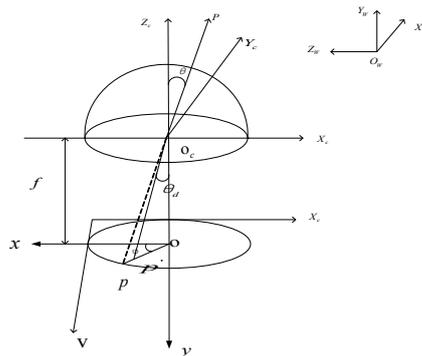


图 1 奇次多项式模型示意图

Figure 1 Schematic diagram of odd degree polynomial model

Scaramuzza 基于泰勒级数展开式提出了一种的全向相机模型，该模型同时适用于折反射相机和鱼眼相机。全向相机模型是将成像系统作为一个整体，即将镜头与相机组合为一个整体。Scaramuzza 指出，全向相机模型应基于以下四个假设：

- (1)该模型遵循单一视点特性，即每条入射光线的延长线都交相机坐标系的原点；
- (2)相机和反射镜的中心轴完全对齐；
- (3)反射镜相对于其中心轴旋转对称；
- (4)相机镜头的畸变体现在投影函数 f 之中。

图 2 所示为全向相机模型示意图。

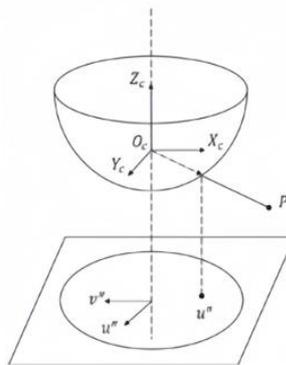


图 2 全向相机模型示意图

Figure 2 Schematic diagram of omnidirectional camera model

引入非线性投影函数 g 描述传感器平面坐标系下的任意像素点 u'' 与相机坐标系下的入射光线向量 P 之间的映射关系:

$$g(u'', v'') = (u'', v'', f(u'', v''))^T \quad (5)$$

$$\lambda \cdot p = \lambda \cdot g(u'') = PX, \lambda > 0$$

其中, f 为关于点 (u'', v'') 为旋转对称的函数; X 为系统绝对坐标系的齐次形式, $X \in R^4$; P 为旋转平移矩阵, $P \in R^{3 \times 4}$; λ 为比例因子。

1.2 基于生成式对抗网络的数据增强

基于生成式对抗网络的预制构部件图像数据生成与增强方法如图 3 所示。该模型分为两个阶段, 即预制构部件图像数据生成阶段和平行增强阶段。该方法由数据生成阶段和平行增强阶段构成。在数据生成阶段, 利用生成式对抗网络探索原数据集的数据分布, 并生成与原始数据分布类似的增强数据, 即将“小数据”转换为“大数据”。在平行预增强段, 原始数据与增强数据混合用于训练机器学习模型以构建预制构部件图像平行增强模型, 即从“大数据”中发现“小知识、小规则”。

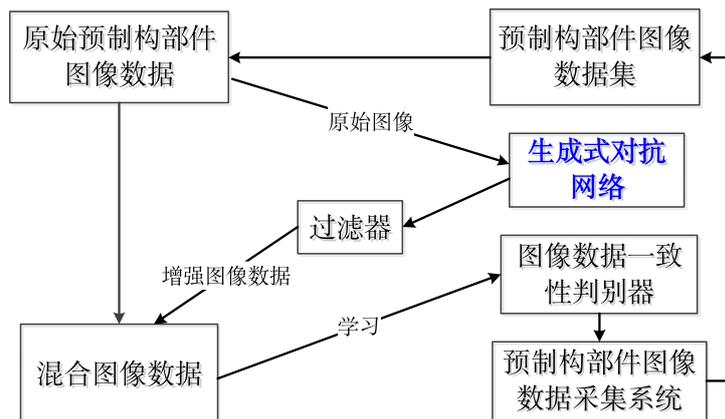


图 3 预制构部件图像数据增强

Figure 3 Image data enhancement of prefabricated components

2. 预制叠合板精准识别算法和钢筋排布检测方法

2.1 基于 ECA 的改进 YOLOv7 预制叠合板尺寸及线盒检测

(一) ECA 模型概述

ECA 模块的示意图如图 4 所示。其工作原理是: 当一个维度为 $C \times H \times W$ 的特征图输入进来时, 首先会经过一种非线性的全局平均池化对其进行特征融合。随后, 利用自适应卷积来确定卷积核的大小 k , 从而对不同通道之间的交互水平进行微调。最后使用 Sigmoid 函数进行通道注意力的学习并最终输出特征图。

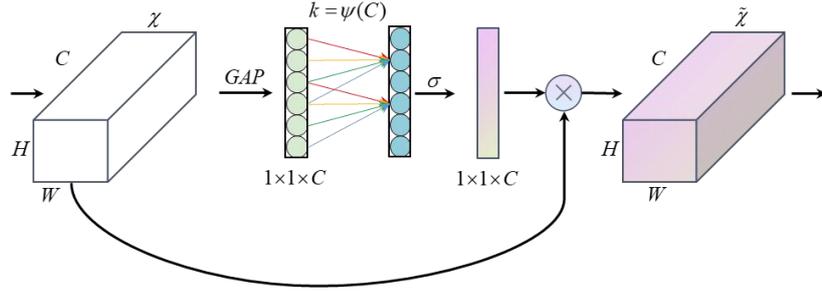


图 4 ECA 模块示意图

Figure 4 Schematic diagram of ECA module

其优势在于:

- (1) 通道注意力增强
- (2) 高效性
- (3) 抗干扰能力

由于固定机位的视角，预制叠合板中的预埋线盒会被背景中其他物体遮挡，从而导致漏检的情况。针对以上的场景，本文研发了一种改进的 YOLOv7 预制叠合板精准识别算法与基于 ECA 的高效通道注意力增强模型。

(二) YOLOv7 目标检测算法

YOLOv7 整体网络架构如图 5 所示，从图中可看出 YOLOv7 网络由三个部分组成: Input、Backbone 和 Head，YOLOv7 将 neck 层与 head 层合称为 head 层。Input 层用于对输入图像数据进行预处理，Backbone 用于提取图像特征，Head 用于最终预测。

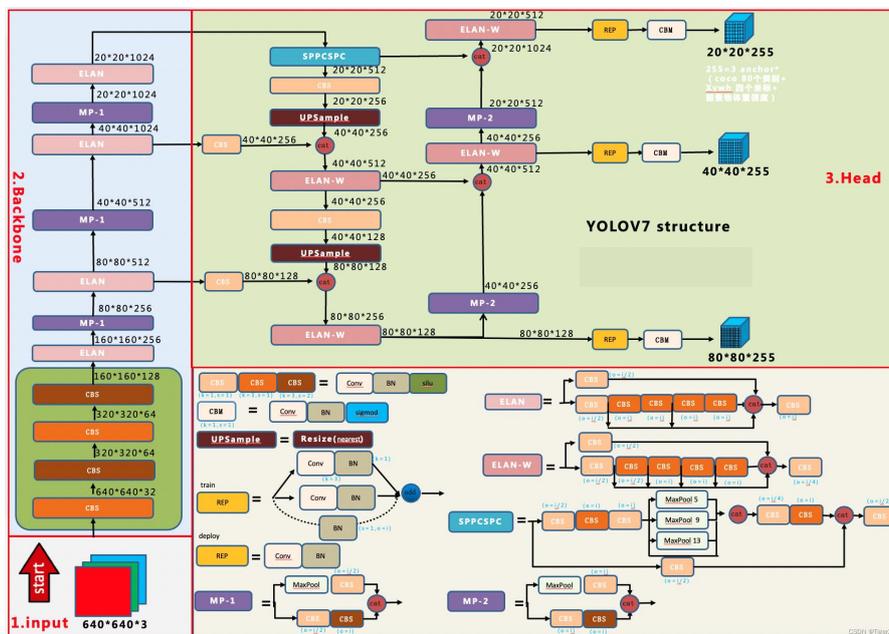


图 5 YOLOv7 整体结构

Figure 5 Overall Structure of YOLOv7

Input 层先对输入的图片预处理，对齐成 640*640 大小的 RGB 图片，输入到 Backbone 网络中，根据 Backbone 网络中的三层输出，在 Head 层通过 Backbone 网络继续输出三层不同

size 大小的 feature map, 经过 RepVGG block 和 conv, 对图像检测的三类任务 (分类、前后背景分类、边框) 预测, 输出最后的结果。

YOLOv7 目标检测算法的流程图如图 6 所示, 通过 Input、Backbone、Neck、Output(Prediction)四个模块后得到预测锚框, 锚框标示出待检测目标 (预制叠合板底板尺寸、预埋 PVC 线盒及外伸钢筋) 的类别及位置。

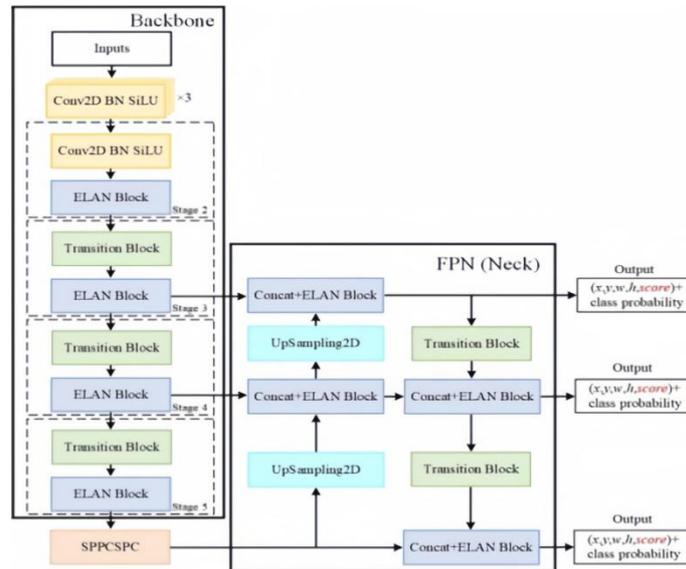


图 6 YOLOv7 目标检测算法的流程图

Figure 6 Flowchart of YOLOv7 Object Detection Algorithm

其优势在于:

(1)端到端的检测: YOLOv7 目标检测算法是一种端到端的对象检测模型, 它在一个完整的网络中同时执行目标的检测和分类, 因此拥有更高的效率。

(2)多尺度检测: YOLOv7 支持多尺度检测, 允许模型同时检测不同尺寸的对象, 从而更好地适应不同预制叠合板的大小和形状。

(3)快速推理: YOLOv7 还有一个重要的优势是其快速的推理速度, 这对于实时或大规模预制叠合板检测任务非常重要。

(4)强大的检测性能: YOLOv7 针对目标检测任务经过大规模训练和调优, 具有强大的检测性能。它能够捕捉图像中的对象并提供高准确度的边界框, 这在预制叠合板检测中至关重要。

综上所述, ECA 模型的通道注意力增强和 YOLOv7 的多尺度检测、端到端架构以及快速推理能力, 使它们不仅能够准确识别预制叠合板尺寸, 还能保留潜在被遮挡对象的边界框, 高效地计算并输出每个预埋线盒的数量, 有效解决了预制叠合板精准识别问题, 确保了高效的实时检测和应用可行性。

2.2 基于霍夫变换和 Haries 算法的钢筋排布绑扎点识别

针对多种角点中的 L 型角点进行快速检测, 并通过亚像素级后处理提高角点的位置精度。

根据得到的高精度角点位置信息，任意组合角点并遴选相互平行且长度相等的直线段组，从而匹配出相互垂直且四个角点重合的平行直线段，将其作为矩形的四条边，进而循环识别出图像中所有的矩形元素。提出了伪矩形图形元素的甄别判据，以提高算法的精确度和可靠性。一种基于图像语义分割的网络系统结构图如图 7 所示：

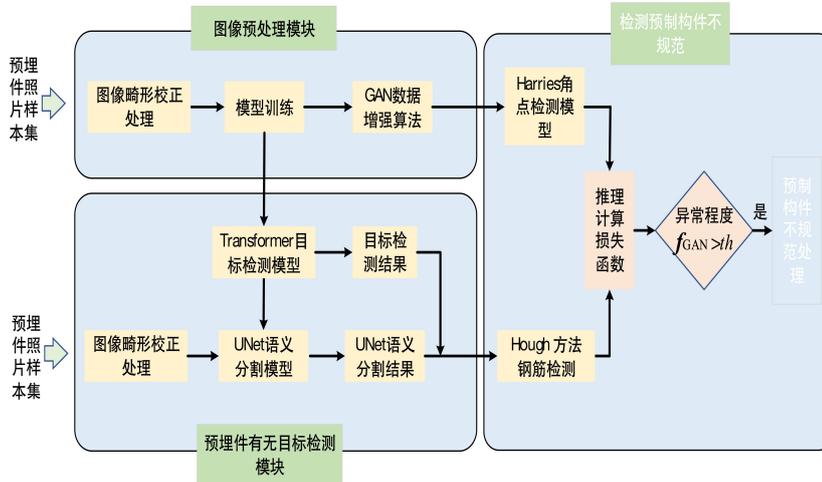


图 7 一种基于图像语义分割的网络系统结构图

Figure 7: Structural diagram of a network system based on image semantic segmentation

预制叠合板的形状为矩形，通过霍夫变换检测直线算法和矩形检测的原理相结合，把钢筋作为直线识别出来，建立 XOY 图像坐标系，检测图像中矩形的位置坐标，来识别钢筋是否平行。平行检测的原理如下：

假设图像中有一矩形如图 8 所示，其中 XOY 是图像坐标系； O 为原点； $P_1 = (x_1, y_1)$ ， $P_2 = (x_2, y_2)$ ， $P_3 = (x_3, y_3)$ ， $P_4 = (x_4, y_4)$ 是矩形的 4 个顶点。该矩形在 Harris 角点检测中的结果如图 9 所示，图中检测出的 4 个顶点就是矩形的 4 个顶点 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 。顶点需满足以下条件：

(1) P_1 和 P_2 组合成线段并且其斜率为 K_1 ； P_3 和 P_4 组合成线段并且斜率为 K_2 ； P_1 和 P_4 组合成线段并且其斜率为 K_3 ； P_2 和 P_3 组合成线段并且斜率为 K_4 。其中： $K_1 = K_2$ ， $K_3 = K_4$ 。

(2) 相邻边正交，角度值差为 $\frac{\pi}{2}$ ，即 $\arctan K_1 - \arctan K_2 = \frac{\pi}{2}$ 。

(3) 长度条件满足 $P_1P_2 = P_3P_4, P_1P_4 = P_2P_3, P_1P_3 = P_2P_4$ 。

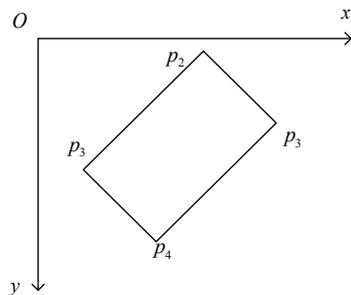


图 8 图像中的矩形

Figure 8 Rectangle in image

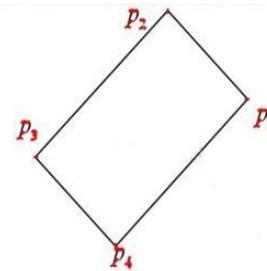


图 9 Harris 角点检测结果

Figure 9 Harris corner detection results

基于 Harris 角点的矩形检测算法能够高效、高精度实现矩形图元的识别，具有运算量小，检测精度高的特点，实测的运算速度为基于 Hough 算法的 9.5 倍，图像识别精度能达到亚像素级。本文方法为矩形图元的快速、准确检测提供了一种高效途径，使得实时检测成为可能。系统检测识别结果如图 10 所示。



图 10 基于改进的 Harris 角点检测法的快速识别结果

Figure 10 Rapid recognition results based on improved Harris corner detection method

3.基于机器视觉的预制叠合板智能检测控制系统

本研究开发了基于机器视觉的预制叠合板智能检测控制系统，该系统的整体研究设计方案如图 11 所示。

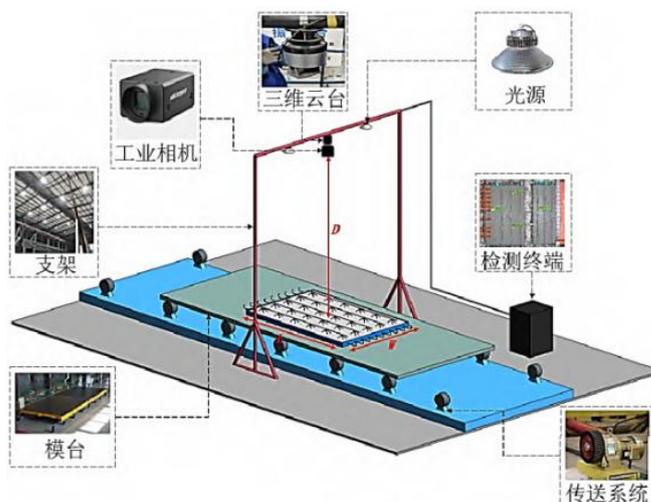


图 11 系统整体方案图

Figure 11 Overall System Plan

具体流程为：

(1)在混凝土浇筑前布置高清摄像头采集构件图像数据，如图 12 所示。



图 12 生产现场高清摄像头布置图

Figure 12 Layout of high-definition cameras on the production site

(2)摄像头将采集的图像数据通过现场总线周期性的上传到服务器端后，服务器端接受到图像信息对数据进行预处理，使图像能够达到模型训练的要求。

(3)用训练好的模型对当前生产环节中预制叠合板的状况进行检测，并识别构件编号与数据库中该构件的信息进行匹配。检测流程如图 13 所示。

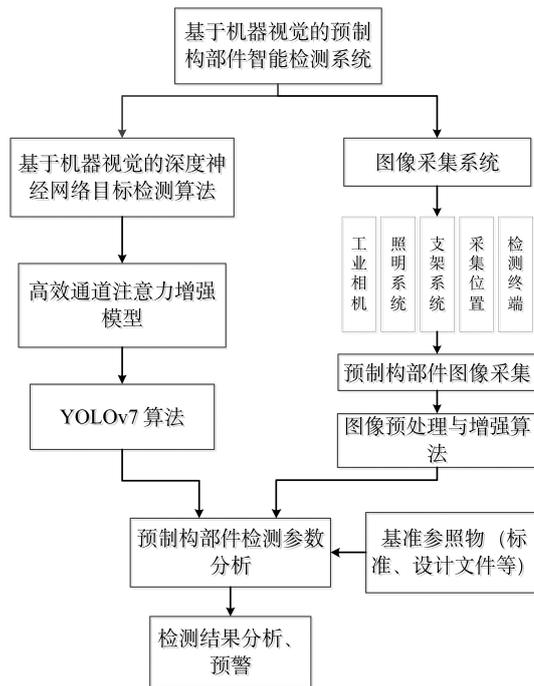


图 13 系统总体检测流程

Figure 13 Overall System Inspection Process

(4)将检测结果和该构件标准信息输入到专家系统，专家系统内置评价指标结合当前构件生产状况和标准图纸进行评价，当达不到设定阈值时，构件不合格，反之合格。

(5)将构件的生产状况通过 TCP/IP 协议传输到用户界面进行实时显示，和通过 ODBC 接口保存在数据库中。

利用 Python 语言实现了基于机器视觉的预制叠合板智能检测改进 YOLOv7 算法,其核心算法结构如图 14 所示。

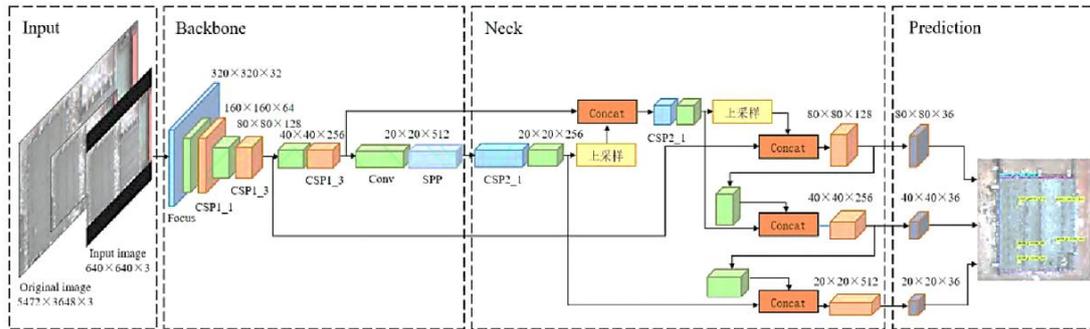


图 14 系统改进 YOLOv7 算法结构

Figure 14: System improvement YOLOv7 algorithm structure

开发的基于机器视觉的预制叠合板智能检测控制系统,支持图像采集系统数据的接入,实现预制叠合板生产过程中各项信息的存储和检索,同时可对图像和尺寸等信息进行提取、分割和分析,生产系统检测结果如图 15 所示,分析可知,预制叠合板尺寸检测准确率约为 99%,尺寸误差在设计规范要求 $\pm 5\text{mm}$ 范围内。预埋线盒识别准确率约为 91%,位置误差在 10mm 之内,符合设计规范要求。根据检测结果可知,检测精度和准确率较高。

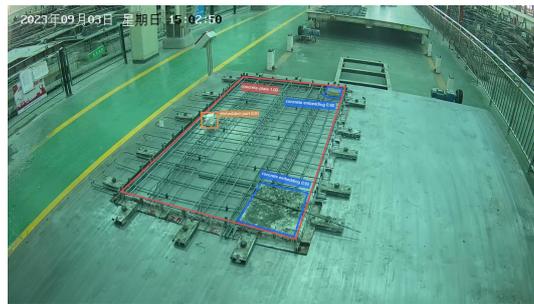


图 15 智能检测控制系统检测结果

Figure 15 Intelligent detection and control system detection results

4. 结论

本研究基于机器视觉技术,提出一种针对预制叠合板的智能化检测方法。首先通过预制构件生产线上的摄像系统进行图像采集,然后通过图像畸变校正算法对图像进行预处理,通过 YOLOv7 算法对预制叠合板特征进行提取,并将提取出的信息输入专家系统进行评价。通过研究得到以下结论:

(1)研究了基于奇次多项式模型和全向相机模型融合的图像畸变校正算法和基于生成式对抗网络的数据增强算法,解决了预制叠合板图像优化中存在的倾角、鱼眼效应等问题,能快速准确地完成叠合板结构尺寸等信息的提取。

(2)研究了基于高效通道注意力(Efficient Channel Attention, ECA)增强模型的改进 YOLOv7 预制叠合板精准识别算法和基于霍夫变换和 Haries 算法的钢筋排布和间距识别方法,解决了预制叠合板各项参数的精准识别问题,包括在混凝土浇筑前精确识别叠合板尺寸、钢

筋的位置、间距及预埋线盒的数量等，及时给出异常警告。

(3)开发了一套基于机器视觉的预制叠合板智能检测控制系统，系统功能包括支持图像采集系统数据的接入，实现预制叠合板生产过程中各项信息的存储和检索，同时可对图像和尺寸等信息进行提取、分割和分析，并结合图纸、规范要求，对叠合板尺寸误差、预埋件位置及数量进行智能评估。

参考文献

- [1] 姚刚, 廖港, 杨阳, 等. 基于卷积神经网络的预制叠合板多目标智能化检测方法[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(01): 93-101.
- [2] 王炎, 吴玉龙, 吴冰, 等. 预制叠合板桁架钢筋高度及板面粗糙度的检测方法研究[J]. 建筑安全, 2021, 36(08): 74-79.
- [3] 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(01): 87-93.
- [4] 马晓晓, 张胜, 程国忠, 等. 基于点云数据的预制叠合板尺寸质量智能检测方法[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(01): 102-109.
- [5] 姚刚, 廖港, 杨阳, 等. 基于卷积神经网络的预制叠合板多目标智能化检测方法[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(01): 93-101.
- [6] Tong Z, Gao J, Zhang H. Recognition, location, measurement, and 3D reconstruction of concealed cracks using convolutional neural networks[J]. Construction and Building Materials, 2017, 146: 775-787.
- [7] Qian C, Du W. Analysis method of apparent quality of fair-faced concrete based on convolutional neural network machine learning[J]. Journal of Building Engineering, 2023, 80: 108154.