

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614831

基于改进 YOLOv8n 的盾构管片识别与定位*

曾哲坤¹, 胡 明¹, 沈 军¹, 周传璐¹, 汪 珑²

(1. 浙江理工大学机械工程学院 杭州 310018; 2. 中铁十四局集团大盾构工程有限公司 南京 211800)

摘 要:针对盾构管片拼装机在管片抓取阶段依赖人工操作、识别定位精度不足的问题,提出一种融合多模块改进的 YOLOv8n 算法(YOLOv8n-PBSM)与 RGB-D 深度信息的管片螺栓识别与定位方法。在 YOLOv8n 网络模型中增设小目标检测层(P2),增强对螺栓细节特征的提取能力;采用双向特征金字塔网络(BiFPN)替换原颈部网络,强化多尺度特征融合;引入无参数三维注意力机制(SimAM),提升模型在油污、光照不均等复杂隧道环境下的特征聚焦能力;采用最小点距离交并比损失函数(MPDIoU)优化边界框回归过程,提升对管片螺栓的定位精度。识别阶段,利用 YOLOv8n-PBSM 模型识别管片螺栓,并通过图像标识实现管片类型分类;定位阶段,融合深度相机信息,建立从像素坐标到机器人基坐标系的映射流程,实现管片螺栓的三维空间坐标解算。试验结果表明,改进后的模型平均精度均值(mAP@0.5)达 96.36%,较原 YOLOv8n 提升 3.71 个百分点;在模拟隧道施工环境下,单次抓取平均耗时 5 s,检测定位环节仅 65 ms,轴向定位误差均小于 2 mm,15 次抓取试验均成功。试验结果验证了所提出的方法在管片螺栓的识别精度和定位误差方面均满足实际作业要求,为盾构管片自动拼装提供可靠的视觉感知解决方案。

关键词: 盾构管片抓取;识别定位;YOLOv8n;RGB-D;信息融合

中图分类号: TH2 U455 TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Recognition and localization of shield tunnel segment bolts based on improved YOLOv8n

Zeng Zhekun¹, Hu Ming¹, Shen Jun¹, Zhou Chuanlu¹, Wang Long²

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. China Railway 14th Bureau Group Shield Engineering Co., Ltd., Nanjing 211800, China)

Abstract: To address the reliance on manual operation and the insufficient recognition and positioning accuracy during the segment grabbing stage of shield tunnel segment erectors, this paper proposes a segment bolt recognition and localization method that integrates an improved YOLOv8n model (YOLOv8n-PBSM) with RGB-D depth information. In the YOLOv8n network, a small-target P2 detection layer is added to enhance the extraction capability for bolt detail features. The original neck network is replaced with a bidirectional feature pyramid network (BiFPN) to strengthen multi-scale feature fusion. A parameter-free three-dimensional attention mechanism (SimAM) is introduced to improve the feature focusing ability of the model in complex tunnel environments characterized by oil contamination and uneven lighting. The MPDIoU loss function is adopted to optimize the bounding box regression process, thereby improving the localization accuracy for segment bolts. In the recognition stage, the YOLOv8n-PBSM model is utilized to identify segment bolts and achieve segment type classification via image markers. In the localization stage, depth information from an RGB-D camera is fused to establish a mapping process from pixel coordinates to the robot base coordinate system, enabling the three-dimensional spatial coordinate calculation of segment bolts. Experimental results show that the improved model achieves a mean average precision (mAP@0.5) of 96.36%, which is 3.71 percentage points higher than the original YOLOv8n. In simulated tunnel construction environments, the average time required for a single grasping operation is 5 s, with the detection and localization module taking only 65 ms. The axial positioning errors are all less than 2 mm, and all 15 grasping trials were successful. The experimental results validate that the proposed

收稿日期:2026-01-05 Received Date: 2026-01-05

* 基金项目:浙江省尖兵领雁科技计划(2025C01051)项目资助

method meets the practical operational requirements for both recognition accuracy and positioning precision for segment bolts, providing a reliable visual perception solution for the automated assembly of shield tunnel segments.

Keywords: shield tunnel segment grasping; recognition and localization; YOLOv8n; RGB-D; information fusion

0 引言

随着城市化建设的深入推进,地下空间的系统性开发已成为现代城市可持续发展的重要方向。盾构隧道技术是现代地下工程的核心技术之一,广泛应用于地铁、公路、水利等隧道建设,是城市基础设施发展的重要支撑^[1]。作为盾构隧道施工的核心环节,管片拼装决定了隧道结构最终质量与施工整体效率^[2]。当盾构机完成单环掘进后,需依据设计顺序将管片依次抓取、运移并拼装成环,以构筑连续的隧道衬砌。该过程中,抓取拼装的精度与效率不仅关乎施工安全,也直接影响整体工程进度^[3]。因此,提高管片拼装自动化水平,对提升施工精度、优化生产效率和保障作业安全具有重要意义。

在管片抓取拼装的自动化研究方面,国外学者以日本的研究起步为先,Kato等^[4]利用激光传感器测量接缝偏差,实现了管片自动拼装。Tanaka^[5]采用线激光视觉传感器检测接缝间隙与错台,验证了激光测缝与伺服控制技术的可行性。Kosuge等^[6]采用力矩杆实现了快速响应测量,但存在设备间相互干扰的风险。Hirasawa等^[7]集成线激光器与双焦距相机,提升了间隙与高差的识别范围与精度。国内学者也开展了大量研究,张玉新等^[8]提出了一种基于摄像机与超声波传感器信息融合的管片位姿测定方法。王明斗等^[9-12]采用线阵激光传感器实现了抓举头位姿的精确推导。刘飞香^[13]提出了一种基于仿形原理的管片拼装机智能抓取与拼装算法。董开先等^[14-16]开展了基于深度学习视觉与激光辅助的自动拼装定位研究。徐尤南等^[17]提出了一种基于双目线结构光技术的管片边缘点空间位姿直接获取方法。王林涛等^[18]结合更快的区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster R-CNN)算法与尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)特征匹配方法,实现了管片的识别和抓取。Chen等^[19]融合单目视觉与深度测量,在复杂光照下实现了高精度识别。Dong等^[20-22]采用靶标布置与多传感器融合方式推导管片位姿。庄欠伟等^[23-24]提出了三维模型匹配技术,但仍需解决模型与实际管片的偏差问题。尽管国内外学者在管片拼装自动化领域已有较多探索,但现有方案存在明显不足:激光与传统视觉方法易受隧道油污、粉尘、光照突变影响,精度不稳定;深度学习检测模型虽提升了识别鲁棒性,却多未针对管片螺栓小目标优化,也未有效融合

深度信息实现三维定位;部分三维模型匹配方法难以解决实际管片与几何模型的偏差,且推理速度无法满足拼装机实时作业需求。

管片拼装现场工况复杂,传统基于人为特征提取的图像处理算法易受光照、位姿等环境干扰,抓取定位失败率较高^[25]。自2006年Hinton等^[26]提出神经网络以来,深度学习在目标检测领域迅速发展。现有目标检测算法主要分为以区域卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)^[27]系列为代表的二阶段方法和以单次多框检测器(single shot multibox detector, SSD)^[28]、YOLO(you only look once)^[29]为代表的一阶段方法。其中,YOLO系列因检测速度快、精度高,在工业场景中应用广泛,其后续版本YOLOv2~YOLOv8不断优化检测性能。近年来,基于YOLOv8的改进方法在多个领域取得显著进展,陈俊生等^[30]通过在YOLOv8中增设检测头并引入注意力机制,提升了光伏电池缺陷检测能力。王迎龙等^[31]通过轻量化设计,增强了低慢小无人机目标的检测性能。胡艳茹等^[32]改进主干网络与检测头,实现了番茄叶病害的高精度轻量化检测。路宇鹏等^[33]通过优化网络结构并引入注意力机制与改进损失函数,提升了子午线轮胎气泡缺陷的检测精度。王海群等^[34]构建多尺度模块并引入旋转框回归,提升了遥感图像目标检测精度。郭乙龙等^[35]融合坐标注意力与改进池化模块,实现了围岩裂隙的精准轻量化检测。上述研究为YOLOv8系列模型的优化与应用提供了宝贵思路,但主要聚焦于各自领域的特定问题。针对盾构管片拼装这一特殊场景,当前研究仍存在以下不足:1)螺栓作为小尺寸目标,存在检测精度低、易漏检与误检;2)施工污染、光照不均、作业振动等复杂工况干扰导致识别稳定性下降;3)现有定位方法多局限于二维层面,缺乏深度信息支撑。此外,工业现场对设备轻量化与低成本的要求严格,也使得训练参数庞大、算力需求高的深度学习模型难以实际部署。

综上,为实现盾构管片的精准自动化抓取,本文以YOLOv8n模型为基础,通过增设小目标检测层、采用双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)、引入无参数三维注意力机制(simple parameter-free attention module, SimAM)及最小点距离交并比(minimum point distance intersection over union, MPDIoU)损失函数,构建适用于复杂隧道环境的螺栓识别模型(YOLOv8n with P2 layer, BiFPN, SimAM and MPDIoU, YOLOv8n-PBSM);融合RGB-D双目相机的多源信息,建

立从图像像素坐标到机器人基坐标系的转换,形成“识别-定位-引导”一体化的管片抓取视觉解决方案,为盾构管片自动拼装提供高精度、高鲁棒性且易于部署的支撑。

1 管片识别与定位原理

1.1 识别与定位流程设计

在盾构隧道非结构化施工环境中,管片抓取的识别和定位主要挑战是:隧道内光照不足且不均匀;泥污、污水、粉尘等复杂环境噪声对管片螺栓及标识的干扰;管片拼装机作业运动时产生振动造成图像采集模糊。这些因素严重影响图像采集、视觉系统对目标管片及其管片螺栓的稳定识别与精确定位。盾构管片抓取的现场施工环境如图 1 所示。

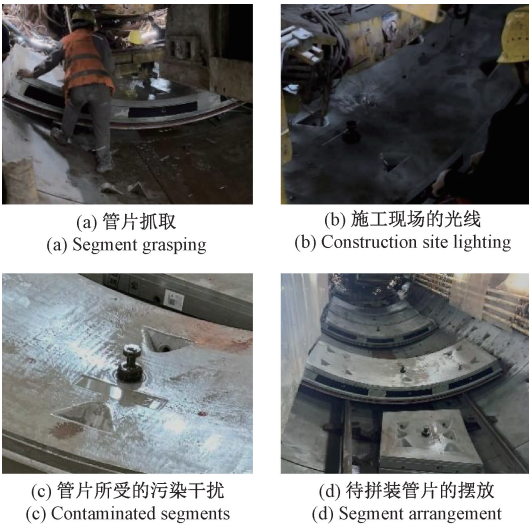


图 1 管片拼装现场施工环境

Fig. 1 Construction site environment for segment assembly

复杂施工背景下目标管片及其抓取点的准确识别与定位,是管片拼装机器人视觉系统得以实现的首要前提。基于改进 YOLOv8n 深度学习模型与 RGB-D 深度信息融合的盾构管片抓取识别与定位流程主要包括:RGB 图像与深度图像同步获取、图像配准与坐标映射、复杂背景的干扰滤波、目标管片识别与管片类别的判断、基于多源信息融合的抓取点三维定位。一旦系统成功识别目标,即可通过抓取点在图像中的二维像素坐标,融合深度相机提供的距离信息,计算出在机器人基坐标系下的精确三维位姿,引导拼装机完成精准的抓取操作。

在实际工况中,由于相机安装空间的角度和位置受限,且管片摆放存在差异,导致相机无法完整捕捉整个管片。因此,通过管片中心的螺栓对目标管片进行识别和定位。在管片螺栓表面标记 4 种不同的图形标识,用以区分标准块、左邻接块、右邻接块和封顶块 4 种管片,标

识为圆形及多边形,与螺栓顶圆半径相同。在实际工况作业中,采用带磁铁的封装塑料卡,便于安装及重复利用^[19]。管片螺栓识别与定位的流程如图 2 所示。

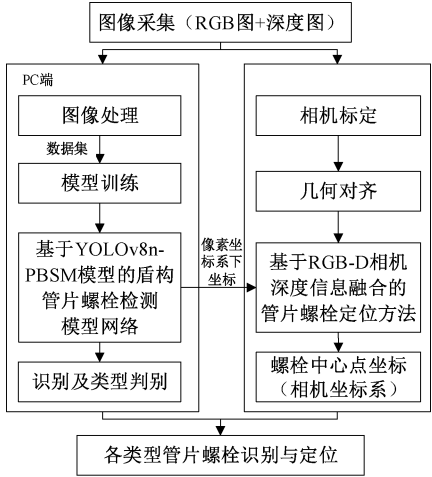


图 2 管片螺栓的识别与定位流程

Fig. 2 Segment bolt recognition and positioning process

1.2 模拟试验平台搭建及数据采集

为有效模拟盾构施工的真实工况,研制测试用 1/10 的管片模拟模型,将 Intel RealSense D435iF 立体视觉深度相机安装在 UR10 机械臂末端的相机搭载平台,用于获取盾构管片区域视场的 RGB 图像和深度图像数据,图像采集过程如图 3 所示。

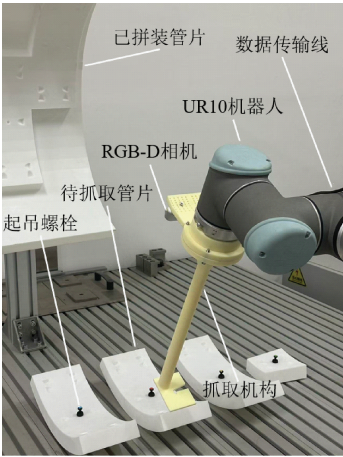


图 3 数据集图像的采集过程

Fig. 3 Dataset image acquisition process

为模拟盾构管片的真实作业环境,确保模型在实际场景中的鲁棒性,本文采集涵盖多种工况条件的图像数据,共 2 369 张。变量包括:环境亮度、光源位置、拍摄距离与角度、管片表面污染程度以及镜头振动情况,以全面覆盖施工过程中可能出现的视觉变化,具体样例如图 4 所示。

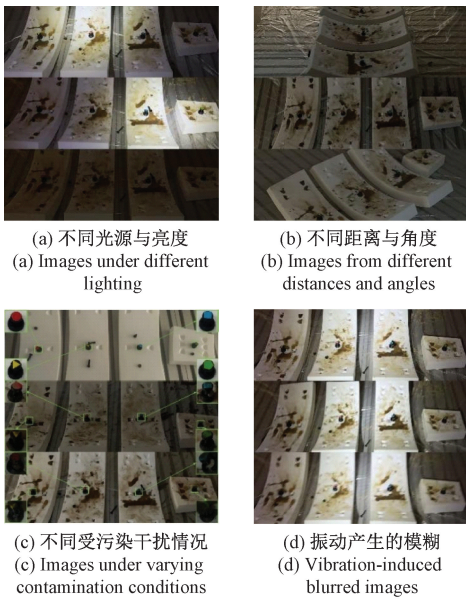


图4 管片图像数据的采集样例

Fig. 4 Sample collection of segment image data

结合实际盾构工况下易出现的光噪声干扰及受现场施工设备的遮挡等,对原始图像数据集进行增强处理,以提高管片检测模型的泛化性能。本文采用锐化、旋转、镜像、添加噪声、随机遮挡等预处理操作,相互随机组合将原始数据集扩展到 6 488 张图像,图像的增强效果如图 5 所示。

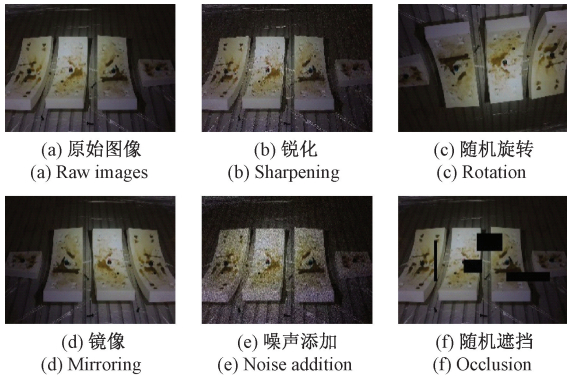


图5 数据集图像增强示例

Fig. 5 Examples of dataset image augmentation

为确保管片识别模型具有良好的泛化能力及评估结果的可靠性,采用随机划分策略,将完整数据集按 8:1:1 比例划分为:训练集、验证集和测试集 3 个互斥子集。其中,训练集包含 5 190 张图像,验证集与测试集各包含 649 张图像。在数据集划分过程中,严格保证训练集、验证集和测试集之间不存在图像重叠,以保证最终评估结果的准确性。

2 改进 YOLOv8n 模型

YOLOv8 是单阶段 SOTA 卷积神经网络模型,集成目标检测、实例分割与姿态估计等多种视觉任务。采用“输入端 (Input) - 主干网络 (Backbone) - 颈部网络 (Neck) - 检测头 (Head)”四模块架构。主干网络通过引入 C2f 模块与空间金字塔快速池化模块 (spatial pyramid pooling fast, SPPF) 结构增强特征提取能力;颈部网络采用改进的路径聚合特征金字塔网络 (path aggregation network-feature pyramid network, PAN-FPN) 架构实现多层次特征融合;检测头则采用解耦头设计,结合分布聚焦损失 (distribution focal loss, DFL) 与完整交并比损失函数 (complete intersection over union, CIoU) 提升检测精度与收敛效率。YOLOv8 提供 YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 和 YOLOv8x 这 5 个尺寸版本,通过调整卷积模块的宽度和深度,实现对检测精度、推理速度以及模型复杂度的平衡与控制。其中,YOLOv8n 作为轻量级版本,在维持较高检测精度的同时大幅降低计算负载,适合嵌入式部署,在实时检测任务中能够实现良好的速度-精度平衡。

选用 YOLOv8n 作为改进的基线模型,主要基于以下考虑:首先,YOLOv8 系列已获广泛的验证,生态成熟,有利于确保所提方法的可复现性与技术落地应用的工程稳定性。其次,YOLOv8n 专为资源受限环境设计,其轻量化特性与盾构施工中视觉系统对低功耗、高效率的需求相契合。最后,本文旨在提出一套针对小目标检测与复杂工况下适应性的模块化改进方案,选择 YOLOv8n 作为载体,可更直接地验证本文所提出的各改进模块的有效性。

2.1 YOLOv8n 在管片螺栓检测中的局限性分析

尽管 YOLOv8n 在通用目标检测任务中表现优异,但直接应用于盾构管片螺栓的检测任务,仍存在结构性的局限,主要体现在如下方面:

1) YOLOv8n 的下采样倍数较高,其最小检测尺度为 80×80 ,仅适用于像素尺寸大于 8×8 目标。管片螺栓在图像中会出现小于该尺寸的情况,难以保留螺栓的精细纹理与边缘特征。并且,其预设的锚框尺寸与检测尺度未能充分考虑像素占比极低的这类小目标,易在特征提取与传递过程中造成有效的特征信息丢失,从而导致漏检。

2) 在管片堆放角度多变、拍摄距离不一的情况下,螺栓目标的尺度差异显著。原 YOLOv8n 模型的 PAN-FPN 颈部网络在进行特征金字塔融合时,对不同层级特征的加权方式相对固定,无法自适应地突出与当前尺度螺栓最相关的特征层,在目标部分遮挡或与复杂背景粘连时,融合后的特征区分度不足。

3)隧道施工环境存在光照不均、油污污染、水汽干扰及设备振动等,YOLOv8n 的标准卷积运算缺乏对特征通道与空间位置的显式重要性评估,导致在特征提取过程中难以抑制大量背景噪声,并精准聚焦于螺栓目标本身的关键语义区域。

4)螺栓的精准空间定位是后续管片拼装机抓取的基础,原 YOLOv8n 模型采用的 CIoU 损失函数在优化边界框时,对预测框与真实框之间方向差异的敏感性不足。当两者中心点接近但方向存在偏差时,CIoU 难以提供有

效的优化导向,导致回归框的位姿精度无法满足高精度抓取需求。

2.2 管片螺栓识别的改进 YOLOv8n 模型

为提高 YOLOv8n 模型对管片螺栓的识别精度,通过增设小目标 P2 检测层,采用双向特征金字塔网络 (BiFPN) 替换原颈部网络中的 PAN-FPN,引入 SimAM 无参数三维注意力机制,采用 MPDIoU 损失函数对原模型进行改进。改进 YOLOv8n(YOLOv8n-PBSM)模型的结构如图 6 所示。

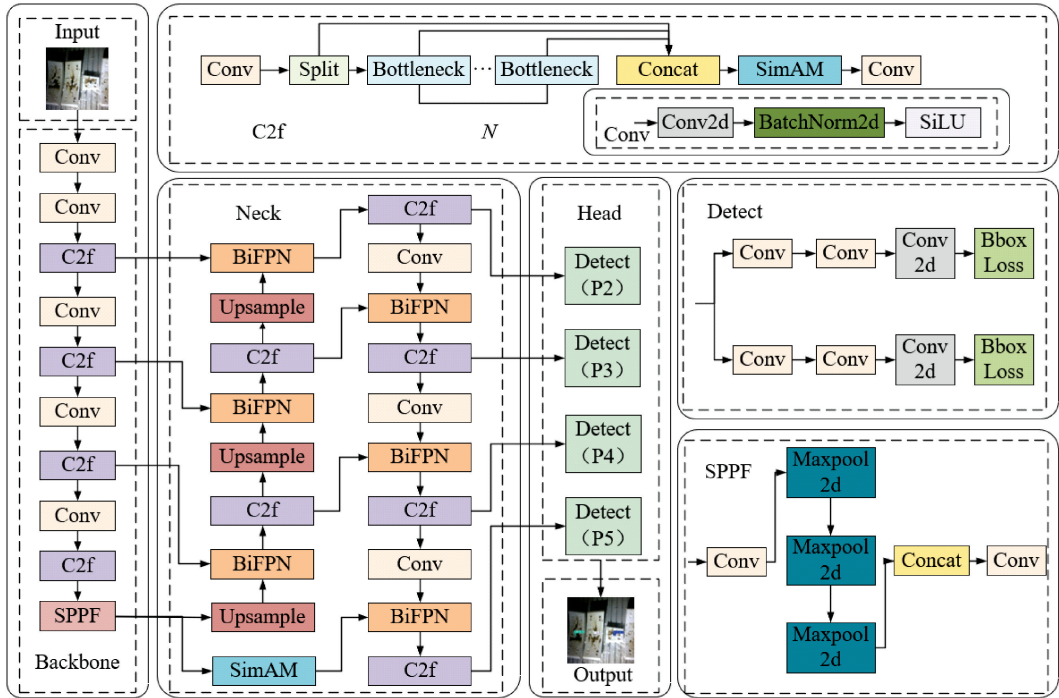


图 6 改进 YOLOv8n 的网络结构

Fig. 6 Improved grid structure of YOLOv8n

注:图像输入 input 为 3 通道 640 pixels×640 pixels 的图像数据;基本卷积层模块 (Conv) 由二维卷积层 (Conv2d)、二维批量归一化 (BatchNorm2d) 和激活函数 (SiLU) 组成;C2f 是高效特征提取模块;Bottleneck 是瓶颈模块;SPPF 是空间金字塔快速池化模块;Concat 是连接操作;SimAM 是无参数三维注意力机制;Upsample 是上采样操作;Detect 是 YOLOv8 的检测头,P2~P5 为检测头部对应图像特征的金字塔层。

1) 小目标检测层增设

为提升 YOLOv8n 模型对盾构管片螺栓这类小尺寸目标的识别,在原有网络结构中增设专用于小目标检测的特征层,构建 160×160 的小目标检测层 (P2),并通过融合深层语义信息与浅层位置特征,增强模型对小目标的感知能力,如图 6 所示。

据此,所构建的 P2 检测层结构设计如下:首先将主干网络中 80×80 的特征图与颈部网络的采样输出进行融合,经 C2f 模块与上采样操作后,与主干网络的浅层高分辨率特征叠加,再依次通过 C2f 处理,输入至新增的解耦检测头。

具体而言,设主干网络浅层输出特征图为 F_{shallow}

(160×160),经过上采样后的深层特征图为 F_{up} (160×160)。两者的融合通过通道维度拼接 (Concat) 操作实现, $F_{\text{fused}} = \text{Concat}(F_{\text{shallow}}, F_{\text{up}})$,其中 F_{fused} 提供精确的空间位置信息, F_{up} 提供丰富的语义信息。融合后的特征 F_{fused} 再经 C2f 模块,进行特征重组与细化,最终输入检测头。该检测头基于高分辨率特征图进行预测,提升对小尺度螺栓目标的识别精度,有效抑制漏检,强化 YOLOv8n 模型在复杂隧道环境中对管片螺栓检测系统的鲁棒性。

2) BiFPN 模块替换

在盾构管片拼装作业中,管片螺栓属于典型的小目标检测对象,该类目标因表征信息匮乏,易使传统检测模

型在识别过程中产生漏识别与误识别。在YOLOv8模型的颈部网络中,以BiFPN替代原有的PAN-FPN。BiFPN是双向特征金字塔网络,支持跨尺度与跨层级的双向特征融合,能够有效整合多尺度语义信息,提升在复杂环境下对小尺寸目标的检测能力^[36]。

BiFPN模块的核心在于引入快速归一化融合操作,对于来自第*i*层的输入特征 P_i^{in} ,其输出特征 P_i^{out} 的融合过程可表示为:

$$P_i^{\text{out}} = \text{Conv} \left(\frac{\sum_j \omega_{ij} \cdot P_j^{\text{rescaled}}}{\epsilon + \sum_j \omega_{ij}} \right) \quad (1)$$

其中,*j*枚举所有用于融合第*i*层的输入特征, P_j^{rescaled} 为经过上采样或下采样至统一尺度的特征, $\omega_{ij} \geq 0$ 为可学习的、针对每条输入路径的权重, ϵ 为一个数值稳定项。

BiFPN模块引入一种自适应权重分配机制,根据各层特征的重要性动态调整其融合权重,从而在管片拼装中强化被部分遮挡的管片螺栓特征,同时抑制遮挡区域与背景噪声干扰,提升模型在遮挡条件下的识别鲁棒性。BiFPN模块的结构如图7所示,其中 $P_3^{\text{in}} \sim P_7^{\text{in}}$ 为各层输入特征, $P_4^{\text{id}} \sim P_6^{\text{id}}$ 为中间特征, $P_3^{\text{out}} \sim P_7^{\text{out}}$ 为各层输出特征。

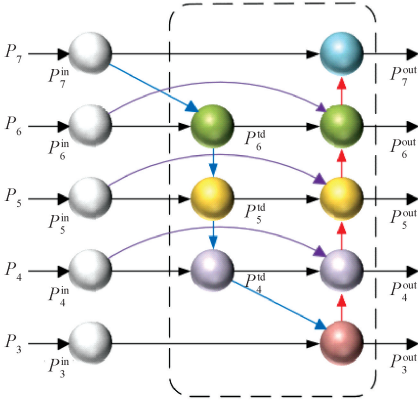


图7 BiFPN模块示意图

Fig. 7 Diagram of the BiFPN module

3) 注意力机制添加

原YOLOv8n所采用的标准卷积结构在特征提取过程中缺乏针对性,难以在泥污、光源、振动等复杂隧道施工环境下有效聚焦管片螺栓目标。为提升模型对管片螺栓的检测性能,提高识别精度,对YOLOv8n模型进行注意力机制嵌入的改进,引入SimAM注意力模块^[37-38]。

区别于传统通道注意力的一维权重与空间注意力的二维权重分配方式,SimAM是一种无参数的三维注意力权重优化方法,能够实现更精细的特征重构。为构建无参数的三维注意力权重图,SimAM引入一种基于能量函

数的评估机制。该机制的核心思想是:通过量化目标神经元与其局部邻域内其他神经元的线性可分性,直接度量该神经元的视觉显著性。由此,定义能量函数为:

$$e_i(\omega_i, b_i, y_i, x_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} [-1 - (\omega_i u_i + b_i)]^2 + [1 - (\omega_i t + b_i)]^2 + \lambda \omega_i^2 \quad (2)$$

其中, ω_i 和 b_i 分别为线性变换权重与偏置; u_i 同一通道内除*t*外的其他神经元; M 为该通道神经元总数; λ 为正则化系数。

通过最小化目标神经元与其邻域神经元的线性可分性所定义的能量函数,可有效评估神经元的视觉显著性。该优化问题可直接获得解析解,计算出能量函数的最小值,表达式为:

$$e_i^* = \frac{4(\hat{\sigma}^2 + \lambda)}{(t - \hat{\mu})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (3)$$

$$\text{其中, } \hat{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i; \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \hat{\mu})^2.$$

神经元*t*对应的能量值 e_i^* 越低,表明其与周围神经元的判别性越强,所承载的特征显著性也越高。特征增强可以描述为:

$$\hat{X} = \text{sigmoid} \left(\frac{1}{e_i^*} \right) \cdot X \quad (4)$$

其中, X 为输入特征。

SimAM注意力模块的结构如图8所示。

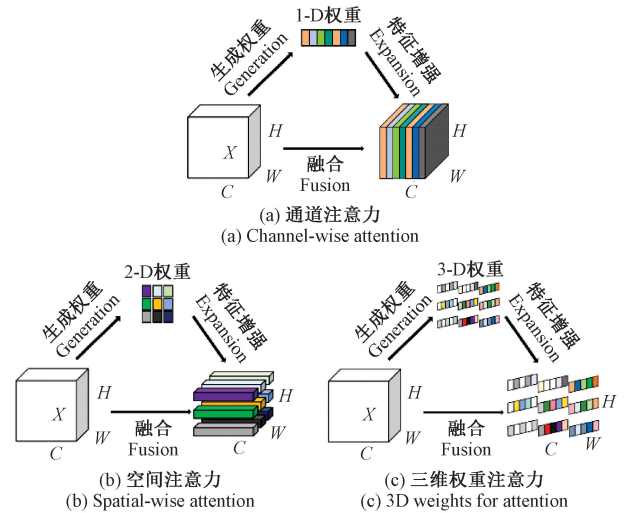


图8 SimAM结构

Fig. 8 Structure of the SimAM

注: X 代表特征图, C, H, W 分别为特征图通道、高度和宽度。

为充分发挥SimAM在关键语义信息捕获方面的优势,在SPPF模块之前的C2f结构中加入SimAM注意力模块,设计全新模块C2f_SimAM,并在SPPF模块之后也嵌入了SimAM模块,以有效增强网络对管片螺栓特征的

关注度,提升模型的识别鲁棒性与定位准确性,C2f_SimAM 的结构如图 9 所示。

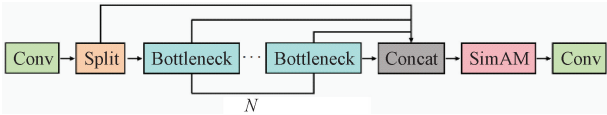


图 9 C2f_SimAM 结构

Fig. 9 Structure of the C2f_SimAM

4) 边界回归损失函数改进

边界框回归精度对管片螺栓的识别定位至关重要,直接影响盾构拼装机抓取螺栓时的位姿准确性。若边界框偏差过大,可能导致管片拼装机末端抓取机构与螺栓无法对准,导致抓取失败或管片磕碰。在原始 YOLOv8n 模型中,边界框回归损失采用 CIoU 损失函数,计算逻辑是通过预测框与真实框的重叠面积、中心点距离和长宽比来确定损失值。但管片螺栓检测场景中,螺栓尺寸较小,且易因管片堆放倾斜、表面磨损等出现方向偏移或长宽细微差异。当预测框与真实框的中心点重合时,CIoU 损失函数既未考虑两者方向的不匹配,也忽略长宽差值,导致损失值无法充分反映实际偏差,进而出现模型收敛效率降低、检测结果中螺栓边界框失真等。

为解决上述问题,将 CIoU 损失函数替换为 MPDIoU 损失函数^[39]。MPDIoU 损失函数通过计算预测框与真实框左上角、右下角的最小距离重新定义损失,充分挖掘矩形框的几何特征。该损失函数不仅综合考虑边界框的大小、重叠面积、中心点距离以及长宽比偏差,更能通过角点距离直接且高效地反映边界框的位置偏差,使其适用于盾构管片螺栓的检测任务。如:在光照不均、泥污遮挡及振动模糊等复杂现场环境下,MPDIoU 侧重于挖掘目标固有的结构特征,不易受表观纹理的干扰,从而显著提升螺栓在部分遮挡情况下的检测鲁棒性。另外,MPDIoU 损失函数无需额外增加模型参数,具有保持 YOLOv8n 轻量化、推理快的优势。同时,对螺栓方向偏移和细微形变的敏感度更高,使螺栓边界框回归更精准。MPDIoU 损失函数的原理如图 10 所示。

MPDIoU 的计算过程为:

$$MPDIoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} - \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} - \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \tag{5}$$

$$\begin{cases} d_1^2 = (x_1^p - x_1^g)^2 + (y_1^p - y_1^g)^2 \\ d_2^2 = (x_2^p - x_2^g)^2 + (y_2^p - y_2^g)^2 \end{cases} \tag{6}$$

$$L_{MPDIoU} = 1 - MPDIoU \tag{7}$$

其中, L_{MPDIoU} 为 MPDIoU 的损失函数。

3 融合 RGB-D 信息的管片定位

为实现盾构管片螺栓的精确三维定位,首先需完成

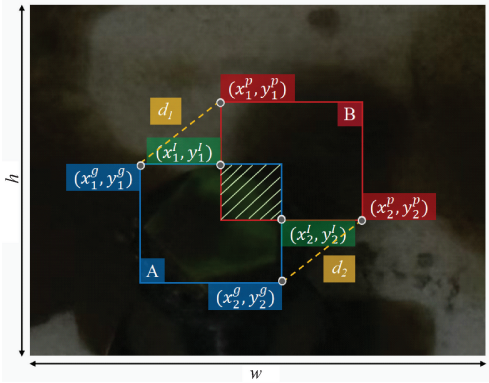


图 10 MPDIoU 损失函数原理

Fig. 10 Diagram of the MPDIoU loss function

注:该图背景为采集的真实管片螺栓 RGB 图像, (x_1^g, y_1^g) 、 (x_2^g, y_2^g) 为真实框左上角和右下角的坐标; (x_1^p, y_1^p) 、 (x_2^p, y_2^p) 为预测框左上角和右下角的坐标; (x_1^t, y_1^t) 和 (x_2^t, y_2^t) 为真实框和预测框交集的左下角和右下角坐标; d_1 为真实框与预测框左上角之间的距离; d_2 为真实框与预测框右下角之间的距离。

相机的标定与图像校正,以克服因镜头制造精度与安装偏差引入的系统误差,并通过标定建立像素坐标系与世界坐标系之间的准确映射关系。这里,设机器人基坐标系为世界坐标系。像素坐标系与相机坐标系之间的映射关系如下:

$$z_0 \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} \tag{8}$$

其中,参量 u 和 v 分别表示像素的横、纵坐标; A 为相机内参矩阵; f_x 、 f_y 、 u_0 、 v_0 为相机参数,通过相机标定获得; z_0 为该像素点的深度参数,可由 RGB-D 相机深度图信息得到; (x_0, y_0, z_0) 为管片螺栓在相机坐标系下的位置。

使用 MATLAB 中的 Camera Calibrator 完成相机标定,标定试验结果如表 1 所示。

表 1 相机标定试验结果

Table 1 Camera calibration experimental results

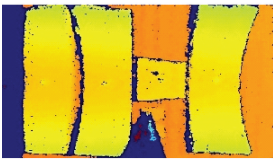
参数类型	标定结果
f_x	599.021 3
f_y	598.559 2
u_0	427.770 2
v_0	255.005 4
k_1	0.110 3
k_2	-0.221 3

注: f_x 与 f_y 是以像素为单位的 x 轴与 y 轴方向上的等效焦距, (u_0, v_0) 为主点(光轴与成像平面的交点)在像素平面上的坐标。 k_1 、 k_2 为镜头径向畸变的前两阶系数。

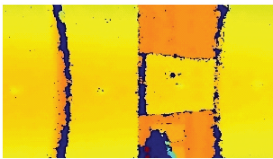
将深度图像对齐至 RGB 图像坐标系,以实现多源信息有效融合,如图 11 所示。将同步采集的 RGB 图像与深度图像进行配准,其中深度图像以色彩梯度表征不同距离的点云分布。由于 RGB 相机与深度相机并非同轴安装,两者光心之间存在一段空间间隔,即基线距,导致两幅图像间存在视差,二者成像平面中的对应像素不完全重合,无法直接用于螺栓的精准定位。



(a) RGB图像
(a) RGB images



(b) 对齐前的深度图像
(b) Depth images before alignment



(c) 对齐后的深度图像
(c) Aligned depth images

图 11 RGB-D 图像配准
Fig. 11 RGB-D image registration

为实现 RGB 图像与深度图像的精确配准,需通过坐标变换将深度图对齐至 RGB 图像坐标系,具体为:

$$\boldsymbol{T}_{d2c} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_{w2c} \boldsymbol{R}_{w2d}^T & \boldsymbol{t}_{w2c} - \boldsymbol{R}_{w2c} \boldsymbol{R}_{w2d}^T \boldsymbol{t}_{w2d} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{T}_{d2c}$ 为由深度图像向 RGB 图像的转换矩阵, $\boldsymbol{R}_{w2c}$ 为世界坐标系转换到 RGB 图像坐标系的旋转矩阵, $\boldsymbol{t}_{w2c}$ 为世界坐标系转换到 RGB 图像的偏移矩阵, $\boldsymbol{R}_{w2d}$ 为由世界坐标系向红外相机的深度坐标系转换的旋转矩阵, $\boldsymbol{t}_{w2d}$ 为世界坐标系转换到深度相机坐标系的偏移矩阵。

相机的实际成像是一个透视投影过程,其核心在于通过多级坐标变换,建立三维空间点与二维图像像素之间的映射关系,然后依次确立世界、相机、图像及像素各坐标系间的转换关系,从而将三维空间点精确转换为二维图像的像素坐标。

4 试验结果与分析

4.1 管片螺栓识别试验

本文的模型训练和推理检测试验环境配置如下:操作系统为 Windows 10(64 位),中央处理器为 Intel Core i9-12900K,图形处理器为 NVIDIA GeForce RTX 3080。采

用的深度学习框架为 PyTorch 2.5.0、Ultralytics 8.2.7,并行计算平台为 CUDA 12.4,搭配 cuDNN 8.9.7,以加速深层神经网络运算。

1) 识别模型训练与测试

在模型训练过程中,具体用于模型训练和推理的超参数如表 2 所示。

表 2 试验训练超参数值
Table 2 Hyperparameter settings

超参数	数值
周期	100
图像大小	640×640
批量大小	16
初始学习率	1.667×10^{-3}
梯度动量	0.937
优化器	AdamW

在盾构管片螺栓识别中,评估模型识别精度的主要指标有:精确率(P)、召回率(R)及平均精确率均值(mAP)。其中,mAP@0.5 指在交并比阈值 $\theta=0.5$ 的条件下,计算所有测试图像中各个类别的平均精度,再对所有类别的结果取平均值,用于综合衡量模型在不同识别难度下的整体检测性能。上述评价指标表达式为:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (10)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (11)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (12)$$

$$mAP = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K AP_i \quad (13)$$

其中, T_p 为实际正样本数量; F_p 为将负样本错误地标记为正样本的数量; F_N 为错误地未能检测到的正样本数量; K 为样本的类别数。

2) 消融试验结果分析

为评估在 YOLOv8n 模型上所采用的各项改进策略的有效性,对每项改进模块进行消融试验,共设置 8 种方案,通过逐步增加改进模块并进行对比,结果如表 3 所示。由表 3 分析可知,当在原模型中引入小目标检测的特征层结构后,模型的检测精度、召回率和平均精度均值分别提高 1.71、0.79 和 1.45 个百分点;采用 BiFPN 替换原颈部网络的 PAN-FPN,其模型的检测精度、召回率和平均精度均值分别提高 1.48、0.41 和 0.82 个百分点;嵌入 SimAM 注意力机制,其模型的检测精度、召回率和平均精度均值分别提高 1.87、1.44 和 1.86 个百分点;将损失函数替换为 MPDIoU,其模型的检测精度、召回率和平

均精度均值分别提高 0.66、0.5 和 0.28 个百分点。采取所有改进策略的 YOLOv8n-PBSM 模型,其模型的检测精度、召回率和平均精度均值相较于原 YOLOv8n 模型分别

提高 3.5、3.76 和 3.71 个百分点。由此可知,YOLOv8n-PBSM 模型综合检测性能最优,对管片螺栓的检测能力得到提升,本文所提出算法改进策略的有效性得到验证。

表 3 管片螺栓识别模型的消融试验结果

Table 3 Ablation test results of the segment bolt recognition model

序号	小目标检测层	BiFPN	SimAM	MPDIoU	P/%	R/%	mAP@ 0.5/%
1	—	—	—	—	90.15	91.34	92.65
2	√	—	—	—	91.86	92.13	94.10
3	—	√	—	—	91.63	91.75	93.47
4	—	—	√	—	92.02	92.78	94.51
5	—	—	—	√	90.81	91.84	92.93
6	√	√	—	—	92.21	93.02	94.72
7	√	√	√	—	92.96	94.74	95.64
8	√	√	√	√	93.65	95.10	96.36

注:“—”为不采取相应策略;“√”为采取相应策略。

3)不同模型在识别管片螺栓的试验对比

为验证改进后的 YOLOv8-PBSM 模型在盾构管片螺栓检测中的性能,选取当前主流的目标检测模型进行对比,包括:(1)Faster R-CNN、(2)RT-DETR-R50、(3)NanoDet-Plus、(4)YOLOv5s、(5)YOLOv8 系列、及(6)YOLOv11n。上述模型的训练环境与实验数据集保持一致,具体对比结果如表 4 所示。由表 4 可知,YOLOv8n-PBSM 模型的 mAP@0.5 达到 96.36%,高于所有对比模型。尽管参数量与计算浮点数(floating point operations,FLOPs)相较于基准模型 YOLOv8n 有所增加,但绝对 mAP 提升 3.71 个百分点。在参与对比的主流及先进模型中,YOLOv8n-PBSM 模型在同级别精度的模型仍保持轻量化的优势,其参数量与计算复杂度仍低于这

些模型;在与计算量较低的模型比较下,本文的模型在精度上则具有绝对优势。

本文提出的 YOLOv8n-PBSM 模型单帧平均推理时间为 22.5 ms,虽相较于原始 YOLOv8n 因结构改进增加约 6.7 ms,但仍保持高推理速度。视觉系统作为盾构管片自动拼装系统的关键组成部分,其处理周期要求在 100~300 ms 内即可满足实时控制需求。以最短周期 100 ms 计算,本模型的推理时间仅占约 22.5%,在实际更长的周期中,其占比更低,为后续的坐标解算、通信与控制留足余量,满足系统控制实时作业要求。在确保系统高识别精度与高鲁棒性的同时,实时性并未损失,但实现了螺栓检测的精度、鲁棒性与效率间的有效平衡,具备现场部署的可行性。

表 4 不同模型的管片螺栓检测结果对比

Table 4 Comparison of detection results from different models

模型	P/%	R/%	mAP@ 0.5/%	参数量/ M	计算浮点数/ G	推理时间/ms
(1)Faster R-CNN	83.72	82.11	81.82	41.56	107.90	84.1
(2)RT-DETR-R50	87.41	81.69	86.74	31.32	103.10	68.3
(3)NanoDet-Plus	80.33	75.46	79.16	0.95	0.72	9.1
(4)YOLOv5s	87.12	86.49	88.45	7.25	15.30	23.6
(5)1YOLOv8n	90.15	91.34	92.65	3.02	8.40	15.8
(5)2YOLOv8s	92.85	92.87	93.49	11.19	28.60	32.5
(5)3YOLOv8m	92.79	93.16	93.91	25.93	78.77	69.7
(6)YOLOv11n	93.24	92.27	92.89	2.65	8.21	14.2
YOLOv8n-PBSM	93.65	95.10	96.36	4.47	14.80	22.5

4)管片螺栓识别可视化对比

在盾构管片拼装的实际作业场景中,由于相机与管

片螺栓间的相对位置与角度不断变化,采集到的图像中普遍存在目标尺度差异显著、隧道施工环境中的光源及

亮度影响、管片螺栓局部被污渍污染干扰,以及因设备振动导致的图像模糊等。为评估改进YOLOv8n模型的识

别性能,选取多种典型场景图像进行可视化测试,如图12所示。

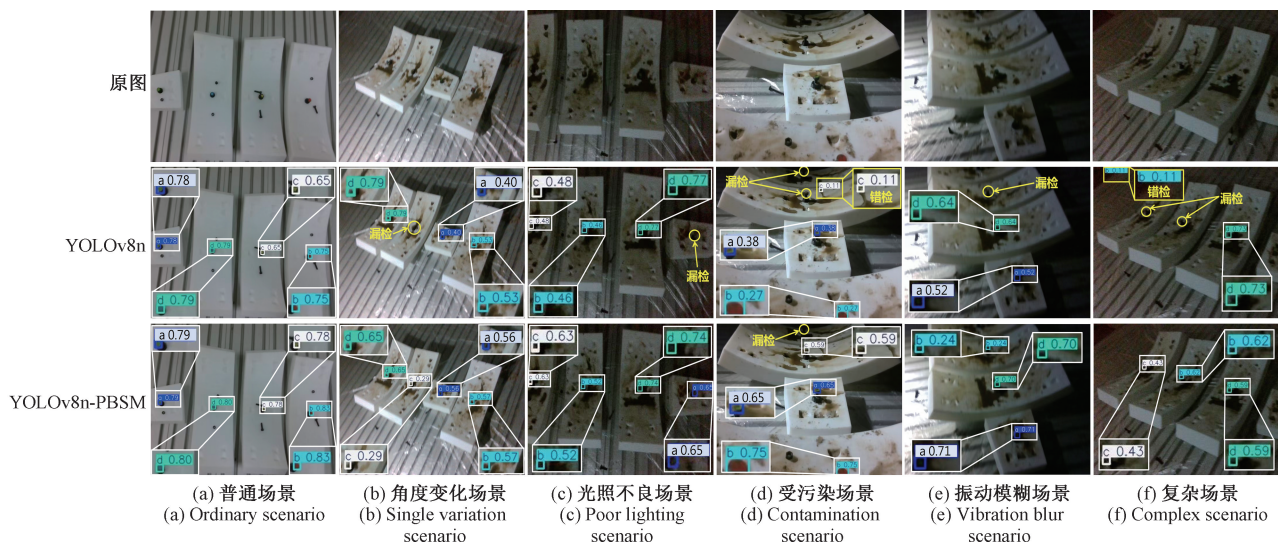


图12 不同场景下管片螺栓识别可视化结果对比

Fig. 12 Comparison of visual recognition results for segment bolts under different scenarios

注:图12中“a”代表封顶块,“b”代表左邻接块,“c”代表右邻接块,“d”代表标准块,圆圈代表漏检,方框代表错检。

由图12可知,传统YOLOv8n在复杂的隧道施工模拟环境下会出现部分漏检、错检等情况,本文提出的YOLOv8n-PBSM模型的目标检测能力更优异,且识别目标的置信度更高。如图12(c)所示,改进后的模型存在极少量检测失败的情况,是因为存在极端的光照不足及污染严重的情况,出现漏检情况,当前模型的失效主要源于目标视觉信息的极端缺失或畸变。总之,YOLOv8n-PBSM模型对盾构现场复杂场景下管片螺栓识别任务具有更好的适应性与鲁棒性,能够满足管片自动拼装系统对视觉定位的性能要求。

4.2 管片螺栓抓取试验

1) 视觉感知方案设计

盾构管片自动拼装系统的视觉感知模块需同步获取场景的二维图像信息与目标螺栓的三维空间位置。该系统采用“眼在手上”的视觉配置方案,将相机直接安装在拼装机末端执行机构上,以实现管片螺栓的动态跟踪与定位。

这里,选用Intel RealSense D435iF深度相机,同步采集RGB图像与深度信息,通过将RGB图像中识别出的螺栓目标与对应的深度信息进行融合,在完成目标识别的同时,进一步解算得到螺栓的精确三维空间坐标。本文构建部署于边缘计算设备的实时视觉感知系统,集成YOLOv8n-PBSM检测模型与RGB-D深度信息融合算法,通过实时传输架构接收Intel RealSense

D435iF深度相机采集的图像数据,实现管片螺栓的在线识别与定位。在抓取的定位精度试验中,将D435iF相机固定于专用支架,并调整至最优观测位姿,以确保能够清晰捕捉管片螺栓区域的图像数据。支架则安装于UR10机械臂的末端执行器,以完成管片螺栓的识别-定位-抓取试验。

为验证视觉系统在复杂环境下的实际性能,本次抓取试验所设置的场景模拟了实际施工环境下的污染、光照、振动、噪声等干扰因素,以评估螺栓识别与定位系统在持续环境干扰下的闭环工作的鲁棒性与可靠性。

2) 抓取试验结果分析

实际盾构管片抓取施工中,针对起吊螺栓式管片而言,起吊螺栓与混凝土管片的连接依靠的是预埋吊装螺母通过螺纹连接来实现,其螺栓为高强度与高韧性标准件。

管片拼装机的末端抓取机构则为扣头式锁紧机构,其抓取螺栓的方式为:先利用抓取平台的锥形空槽导向引入,再通过驱动套筒与螺栓头部套合锁紧。基于盾构管片螺栓的结构特性与抓取工艺要求,设计管片抓取拼装模拟试验平台,验证YOLOv8n-PBSM模型与RGB-D深度信息融合算法的管片识别定位方法。管片螺栓抓取试验平台如图13所示。

结合管片拼装作业的实际工况,待拼装管片被吊具运放置待抓取区域,其管片通常平行放置于隧道底部,且

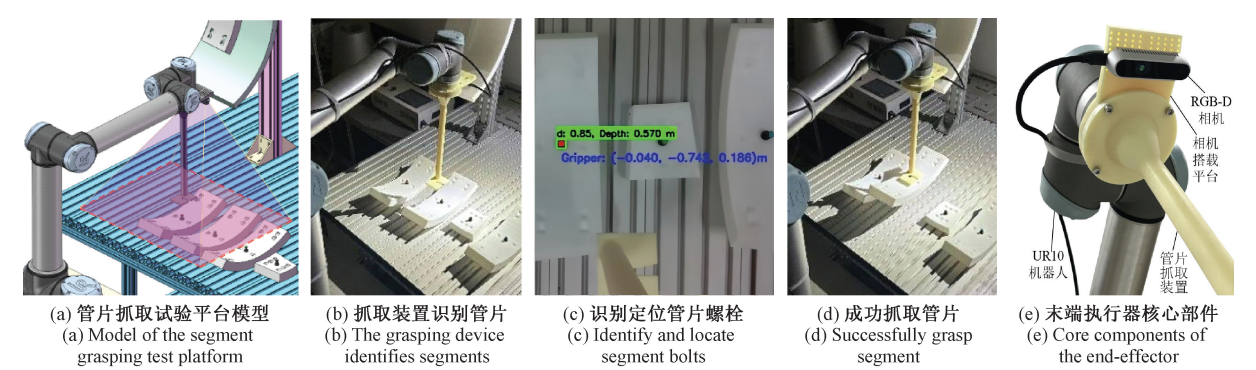


图 13 管片抓取试验平台模型及装置

Fig. 13 Model and setup of the segment grasping test platform

向隧道盾构轴向延伸。为模拟实际施工,设计相机获取图像数据的原点,其相机视角覆盖的区域为拼装管片的待抓取区域。试验以标准模型下 1/10 缩放的管片起吊

螺栓和管片为操作对象。在抓取测试平台上,模拟盾构管片抓取的复杂环境,累计进行 15 次定位与抓取试验。管片螺栓抓取结果如表 5 所示。

表 5 管片起吊螺栓的定位抓取试验结果

Table 5 Positioning and grasping test results of the segment lifting bolt (mm)

试验组别	实际螺栓坐标	YOLOv8n-PBSM+RGB-D 深度信息融合坐标	x,y,z 各轴误差
1	(715, -152, 325)	(714.37, -151.42, 325.68)	(-0.63, 0.58, 0.68)
2	(983, 267, 298)	(984.22, 266.35, 297.15)	(1.22, -0.65, -0.85)
3	(842, -285, 356)	(841.45, -284.18, 356.92)	(-0.55, 0.82, 0.92)
4	(1 125, 178, 245)	(1 126.31, 179.56, 244.33)	(1.31, 1.56, -0.67)
5	(678, -332, 387)	(679.18, -333.27, 386.41)	(1.18, -1.27, -0.59)
6	(1 058, 395, 212)	(1 059.05, 393.68, 213.24)	(1.05, -1.32, 1.24)
7	(763, -198, 334)	(762.28, -197.45, 333.36)	(-0.72, 0.55, -0.64)
8	(927, 312, 278)	(928.14, 310.83, 277.19)	(1.14, -1.17, -0.81)
9	(619, -276, 365)	(618.42, -275.31, 365.77)	(-0.58, 0.69, 0.77)
10	(1164, 145, 289)	(1 165.26, 146.72, 288.48)	(1.26, 1.72, -0.52)
11	(798, -367, 321)	(797.33, -368.15, 320.55)	(-0.67, -1.15, -0.45)
12	(881, 228, 398)	(882.47, 226.84, 397.36)	(1.47, -1.16, -0.64)
13	(1 042, -124, 256)	(1 041.39, -122.88, 256.91)	(-0.61, 1.12, 0.91)
14	(732, 384, 267)	(733.55, 382.69, 266.38)	(1.55, -1.31, -0.62)
15	(957, -245, 376)	(956.28, -243.92, 375.43)	(-0.72, 1.08, -0.57)

由表 5 可知, YOLOv8n-PBSM 模型与 RGB-D 深度信息融合算法对螺栓的平均检测与定位时间为 65 ms, 单次抓取操作平均耗时为 5 s。在管片螺栓定位抓取试验中, 抓取过程均在模拟隧道施工复杂环境下进行的, 15 次试验均成功抓取管片螺栓, 且满足盾构管片自动抓取要求:

管片螺栓轴线与锁紧机构中心轴的最大允许径向偏离 $\delta_r \leq 3$ mm。由此可知, 所建立的视觉定位方法在模拟隧道施工的复杂工况下表现出良好的鲁棒性与定位精度, 具有高可靠性与精确定位能力, 模型所增加的计算负载完全处于现场作业可接受的实时处理范围内。

5 结 论

为解决盾构管片拼装机在管片抓取过程中视觉感知能力的不足,提出了一种YOLOv8n-PBSM模型与RGB-D深度信息融算法的管片螺栓识别与定位方法,提升了复杂盾构施工环境下对管片螺栓的识别精度与定位稳定性,得到以下结论:

1)模型结构方面:通过增设 160×160 的P2小目标检测层,有效增强了模型对螺栓特征的感知能力,减少了因目标尺寸过小导致的漏检;采用BiFPN结构替代原颈部网络,强化了多尺度特征融合,提升了模型对不同尺度螺栓目标的适应性与识别鲁棒性;引入SimAM无参数注意力机制,使模型在油污、遮挡等管片拼装现场施工复杂背景下仍能有效聚焦于关键区域;采用MPDIoU损失函数进一步优化了边界框回归精度,为抓取定位提供了依据。消融试验结果表明,改进后的模型平均精度(mAP@0.5)达到96.36%,较原始YOLOv8n的92.65%提升3.71个百分点。

2)管片螺栓定位方面:基于RGB-D信息融合的坐标变换流程,实现了从图像像素坐标到机器人基坐标系的高精度映射,实现了螺栓三维空间位置的精确解算。定位试验结果表明,管片螺栓定位系统在各轴向的绝对定位误差均小于2 mm,满足盾构管片自动抓取对位置精度“ ± 3 mm”的要求。

3)“识别-定位-抓取”验证方面:基于UR10机械臂与Intel RealSense D435iF深度相机所搭建的“识别-定位-抓取”模拟试验平台,在15次抓取测试中全部成功,平均单次抓取耗时5 s,YOLOv8n-PBSM模型与RGB-D深度信息融算法的检测定位环节为65 ms,验证了所提出的深度学习结合视觉引导的盾构管片自动识别与定位方法的实时性、鲁棒性与工程适用性。

综上,在管片螺栓抓取的模拟试验中,本文提出的YOLOv8n-PBSM模型与RGB-D融合定位方法实施效果良好,但仍存在进一步探索的空间。如模型对超出训练数据分布的极端视觉退化或超小目标场景的识别稳定性仍需加强,后续可通过构建更完备的极端工况数据集及采用领域自适应等方法提升其泛化能力。此外,系统在光照波动、粉尘干扰等持续动态环境下的运行稳定性仍需进一步验证,未来应在真实施工动态场景下进行长期测试,并引入多模态感知或时序建模等,以增强系统在动态恶劣环境下的感知可靠性。在系统应用层面,后续工作主要包括在实际盾构机载嵌入式平台上完成算法的部署与长期运行验证,并将本文所

提出的PBSM模块与更新的轻量级检测架构相结合,进一步探讨在降低计算复杂度的同时保持并提升检测精度的有效途径。总之,可以通过模型轻量化与专用硬件加速等,实现在功耗与实时性约束下持续稳定的可靠运行,为本视觉定位系统的工程化应用与推广提供理论基础与技术支持。

参考文献

- [1] CHEN X Y, TANG Y, HUANG X, et al. Automation and synchronisation on electro-hydraulic lifting system of tunnel boring machine segment assembly [J]. International Journal of Hydromechanics, 2025, 8(1): 94-120.
- [2] 曹甜雨, 许京伟, 曹润宇, 等. 六自由度管片拼装机抓持装置设计分析[J]. 土木工程学报, 2024, 57(S1): 141-146.
CAO T Y, XU J W, CAO R Y, et al. Design and analysis of gripping device for six-degree-of-freedom pipe segment assembly machine [J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(S1): 141-146.
- [3] 朱叶艇. 基于运动学模型构建的新型管片拼装机自动化控制方法[J]. 土木工程学报, 2024, 57(S1): 122-127.
ZHU Y T. A novel automatic control method for a new type of segment erector based on establishment of kinematic model [J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(S1): 122-127.
- [4] KATO T, MURANO K, TAMAKI K, et al. Development of segment automatic building intelligent system [J]. NKK Technical Review, 1991, 61: 52-58.
- [5] TANAKA Y. Automatic segment assembly robot for shield tunneling machine [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 1995, 10(5): 325-337.
- [6] KOSUGE K, TAKEO K, TAGUCHI D, et al. Task-oriented force control of parallel link robot for the assembly of segments of a shield tunnel excavation system [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 1996, 1(3): 250-258.
- [7] HIRASAWA Y, HASHIMOTO H, WORII Y, et al. Development of automatic segment assembly robot for shield tunneling machine [C]. Proceedings of International Symposium on Automation and Robotics in Construction, 1996: 813-820.
- [8] 张玉新, 苏丽达, 王国强, 等. 基于多传感器信息融

- 合的盾构机管片定位控制系统; 201320665212. 2[P]. 2014-04-02.
- ZHANG Y X, SU L D, WANG G Q, et al. Segment positioning control system of shield machine based on multi-sensor information fusion; 201320665212. 2[P]. 2014-04-02.
- [9] 王明斗. 矩形盾构管片拼装机器人自动拼装关键技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
- WANG M D. Research on key technologies of automatic assembling for segment assembly robot used in rectangular shield[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.
- [10] 高翔, 陶建峰, 王明斗, 等. 基于线激光传感器的盾构管片位姿检测方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(1): 41-48.
- GAO X, TAO J F, WANG M D, et al. Position and posture detection method of shield segments using line laser sensors[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(1): 41-48.
- [11] 吴委员, 邓斌, 王涛涌, 等. 基于线激光传感器的盾构管片自动拼装方法[J]. 红外与激光工程, 2024, 53(8): 75-87.
- WU W Y, DENG B, WANG T Y, et al. Automatic assembly method of shield segments using line laser sensors[J]. Infrared and Laser Engineering, 2024, 53(8): 75-87.
- [12] 王凯峰, 王悦晨, 吴委员, 等. 基于自适应加权融合的盾构管片精确定位方法[J]. 工程设计学报, 2025, 32(5): 601-612.
- WANG K F, WANG Y CH, WU W Y, et al. Accurate positioning method for shield segments based on adaptive weighted fusion[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2025, 32(5): 601-612.
- [13] 刘飞香. 管片拼装机抓取和拼装智能化研究[J]. 铁道建筑, 2020, 60(8): 58-62.
- LIU F X. Study on intelligent grab and assemble of tunnel segment erecting robot[J]. Railway Engineering, 2020, 60(8): 58-62.
- [14] 董开先. 盾构机管片自动拼装图像检测定位方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2020.
- DONG K X. Research on positioning method of automatic shield machine segment assembly based on image detection[D]. Tianjin: Tianjin University, 2020.
- [15] 吴志洋. 基于光电检测的盾构机管片自动拼装定位方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2021.
- WU ZH Y. Research on automatic assembling positioning method of shield segment based on photoelectric detection[D]. Tianjin: Tianjin University, 2021.
- [16] 傅裕. 基于深度学习和激光测量的大直径盾构机自动拼装精定位方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2022.
- FU Y. Research on precise positioning method of automatic shield machine assembly based on deep learning and laser measurement[D]. Tianjin: Tianjin University, 2022.
- [17] 徐尤南, 褚航, 何柳, 等. 基于线结构光双目测量系统的管片位姿正交化解算[J]. 制造业自动化, 2023, 45(3): 173-178.
- XU Y N, CHU H, HE L, et al. Orthogonal calculation of tube pose deviation based on binocular line structured light measurement[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(3): 173-178.
- [18] 王林涛, 毛齐. 基于 RGB 与深度信息融合的管片抓取位置测量方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(1): 47-54.
- WANG L T, MAO Q. Position measurement method for tunnel segment grabbing based on RGB and depth information fusion[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(1): 47-54.
- [19] CHEN X Y, WANG L T, CAI J, et al. Autonomous recognition and positioning of shield segments based on red, green, blue and depth information[J]. Automation in Construction, 2023, 146, 104687.
- [20] DONG K X, YANG SH D, WANG SH, et al. Automatic segment assembly in shield method using multiple imaging sensors[C]. 2019 International Conference on Optical Instruments and Technology: Optoelectronic Measurement Technology and Systems, 2020, 11439: 438-447.
- [21] 朱凯源. 针对管片自动拼装的视觉测量技术[D]. 大连: 大连理工大学, 2020.
- ZHU K Y. Vision measurement technology for automatic assembly of segments[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2020.
- [22] 张龙, 王海波, 范曙远. 盾构机管片拼装自动控制传感检测系统的设计[J]. 机械制造, 2018, 56(2): 74-77.

- ZHANG L, WANG H B, FAN SH Y. Design of automatic control sensor detection system for shield machine segment assembly [J]. Machinery, 2018, 56(2): 74-77.
- [23] 庄欠伟, 朱雁飞, 于宁, 等. 基于深度图像位姿识别和机构运动学的自动抓取管片试验[J]. 隧道建设(中英文), 2024, 44(11): 2133-2138.
- ZHUANG Q W, ZHU Y F, YU N, et al. Experimental study of automatic segment grasping based on depth-image pose recognition and kinematic mechanisms [J]. Tunnel Construction, 2024, 44(11): 2133-2138.
- [24] 朱雁飞, 庄欠伟, 朱叶艇, 等. 超大直径盾构管片自动拼装技术试验验证[J]. 隧道建设(中英文), 2025, 45(9): 1768-1781.
- ZHU Y F, ZHUANG Q W, ZHU Y T, et al. Experimental verification of automatic assembly technology for super-large diameter shield segments [J]. Tunnel Construction, 2025, 45(9): 1768-1781.
- [25] 吕张成, 张建业, 陈哲钥, 等. 基于深度学习的工业零件识别与抓取实时检测算法[J]. 机床与液压, 2023, 51(24): 33-38.
- LYU ZH CH, ZHANG J Y, CHEN ZH Y, et al. Real-time detection algorithm for industrial parts recognition and grabbing based on deep learning[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(24): 33-38.
- [26] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [27] 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, 2014: 580-587.
- [28] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. Computer Vision-ECCV 2016, 2016: 21-37.
- [29] 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, 2016: 779-788.
- [30] 陈俊生, 陈沂蒙, 刘明杰, 等. 基于MFES-YOLOv8n的光伏电池缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(6): 251-262.
- CHEN J SH, CHEN Y M, LIU M J, et al. A defect detection method for photovoltaic cells based on MFES-YOLOv8n[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6): 251-262.
- [31] 王迎龙, 孙备, 丁冰, 等. BG-YOLO:复杂大视场下低慢小无人机目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(2): 255-266.
- WANG Y L, SUN B, DING B, et al. BG-YOLO: A low-altitude slow-moving small UAV targets detection method in complex large field of view [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(2): 255-266.
- [32] 胡艳茹, 刘德全. 基于GDDL-YOLOv8n的番茄叶病害轻量化检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(18): 29-40.
- HU Y R, LIU D Q. Lightweight detection algorithm for tomato leaf diseases based on GDDL-YOLOv8n [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(18): 29-40.
- [33] 路宇鹏, 王明泉, 李鹏波, 等. 改进YOLOv8的子午线轮胎气泡缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2026, 49(3): 194-203.
- LU Y P, WANG M Q, LI P B, et al. Improving the meridian tire bubble defect detection method of YOLOv8[J]. Electronic Measurement Technology, 2026, 49(3): 194-203.
- [34] 王海群, 武泽锴, 晁帅. 改进YOLOv8n的遥感图像目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 84-94.
- WANG H Q, WU Z K, CHAO SH. Improve the YOLOv8n object detection algorithm for remote sensing images [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 84-94.
- [35] 郭乙龙, 陈春梅, 朱宏伟, 等. 隧道超前钻探下的围岩裂隙检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(12): 300-309.
- GUO Y L, CHEN CH M, ZHU H W, et al. Detection algorithm of surrounding rock defects under tunnel advance drilling [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(12): 300-309.
- [36] 周鑫, 郝万君, 卞长庚, 等. 基于gⁿConv和GAM的YOLOv5钢管焊接缺陷检测方法[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(9): 29-37.
- ZHOU X, HAO W J, BIAN CH G, et al. YOLOv5 steel

pipe welding defect detection method based on g^n Conv and GAM [J]. Microelectronics & Computer, 2023, 40(9): 29-37.

[37] YOU H T, LU Y F, TANG H H. Plant disease classification and adversarial attack using SimAM-EfficientNet and GP-MI-FGSM [J]. Sustainability, 2023, 15(2): 1233.

[38] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]. International Conference on Machine Learning, 2021: 11863-11874.

[39] MA S L, XU Y. Mpdious: A loss for efficient and accurate bounding box regression [J]. ArXiv preprint arXiv:2307.07662, 2023.

作者简介



曾哲坤,2023 年于浙江科技大学获得学士学位,现为浙江理工大学硕士研究生,主要研究方向为盾构管片拼装技术研究。
E-mail: 17816074882@163.com

Zeng Zhekun received his B.Sc. degree from Zhejiang University of Science and Technology in 2023. He is currently pursuing his master's degree at Zhejiang Sci-Tech University. His main research interest includes shield tunnel segment assembly technology.



E-mail: huming@zstu.edu.cn

Hu Ming (Corresponding author) received her B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Harbin Institute of Technology in 1999, 2001 and 2004, respectively. She is currently a professor and Ph. D. supervisor at Zhejiang Sci-Tech University. Her main research interests include reliability technology of electro-mechanical products, fault detection technology of industrial robots and intelligent equipment.



汪珑,2021 年于江南大学获得学士学位,现为中铁十四局大盾构公司杭州地铁 15~12 标项目经理、工程师,主要研究方向为地下空间深基坑、盾构施工技术。
E-mail:154275122@qq.com

Wang Long received his B. Sc. degree from Jiangnan University in 2021. He is currently a project manager and Engineer at China Railway 14th Bureau Large-diameter Shield Company, serving in the Hangzhou Metro Line 15, Bid Section 12. His main research interests include underground space deep foundation pits and shield construction technology.