

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518511

基于 AR 二维码的轻量化 YOLOv8 目标检测算法*

崔立志^{1,2} 杨德朝^{1,2}

(1.河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454003; 2.河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室 焦作 454003)

摘要: 针对传统二维码辅助导航的检测方法在复杂工业、物流运输场景中存在识别失败的情况,本研究通过使用成熟且可以提供相对位姿信息的 AR 码,提出了一种改进的轻量化 YOLOv8-AR 模型来进一步增强识别效率。在网络模型方面,主干引入超强轻量级 StarNet 网络来降低目标检测的算法计算量;在颈部网络中优化并构建 C2f-EMSC 模块,以增强复杂环境下 AR 码特征的提取,同时降低了计算负载;此外,本文提出了轻量级细节增强共享卷积检测头 LSDECD-H,以提高细节特征表达能力,从而提升小目标和多目标的检测精度。实验结果表明,该模型的参数量和计算量分别为 1.46M 和 4.7GFLOPs,仅为基线的 51% 和 42%,在帧率满足实时检测情况下,mAP 高达 0.962,具有较高的鲁棒性。在解码之前快速确定其位置,从而提升识别效果来达到精确定位,适合于二维码路标导航等应用场景。

关键词: 复杂环境;轻量化 YOLOv8 算法;目标检测;二维码导航

中图分类号: TP391.7;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4054

Lightweight YOLOv8 target detection algorithm based on AR code

Cui Lizhi^{1,2} Yang Dechao^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;

2. Henan Key Laboratory of Intelligent Detection and Control of Coal Mine Equipment, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Aiming at the recognition failure of traditional 2D code detection methods for assisted navigation in complex industrial, logistics and transport scenarios, this study proposes an improved and lightweight YOLOv8-AR model to further enhance the recognition efficiency by using AR codes that are mature and can provide relative positional information. In terms of the network model, the backbone introduces an ultra-strong lightweight StarNet network to reduce the algorithmic computation of target detection; the C2f-EMSC module is optimised and constructed in the neck network to enhance the extraction of AR code features in complex environments and reduce the computational load at the same time; moreover, a lightweight detail-enhanced shared convolutional detection head LSDECD-H is proposed to improve the detail feature expression capability, so as to improve the detection accuracy of small targets and multi-targets. The experimental results show that the parametric and computational quantities of the model are 1.46M and 4.7GFLOPs, which are only 51% and 42% of the baseline, and the mAP is as high as 0.962 with high robustness in the case that the frame rate meets the real-time detection. It can quickly determine the position before decoding, and improve the recognition effect to achieve precise positioning, making it suitable for application scenarios like 2D code road sign navigation.

Keywords: complex environment; lightweight YOLOv8 algorithm; target detection; QR code navigation

0 引言

随着智能制造业的发展,工厂智能化已成为必然趋势,无人搬运车 AGV 作为自动化运输搬运的重要工具,近年来的应用越来越广泛。AGV 的定位功能是实现其智能导航的最基本环节,目前市面上采用标签的引导方式较为常

见,通过离散铺设二维码,设备成本低,同时也便于管理控制信息^[1]。目前二维码辅助标签中:快速响应码(quick response, QR)、汉信码、Data Matrix 和跟踪标签(AR tag, AR)等,最常见的是 QR 码,当标签上有光斑或者亮度较低时,这就导致识别效率下降,而在 ROS 中 ar_track_alvar 开源工具包里的 AR 码,由一个宽阔的黑色边框和内部的二

收稿日期:2025-04-03

* 基金项目:国家自然科学基金(62273133)项目资助

进制矩阵构成。现有二维码的识别与检测技术主要依赖于计算机视觉处理技术和深度学习方法,这些技术具有操作简便和识别速度快的优势。然而,它们在图像质量上有一定的依赖性,在复杂环境下,例如光线变化或图像出现倾斜和模糊时,二维码的特征可能会变得不够清晰,严重影响识别和检测效果。这种问题在移动机器人利用二维码辅助导航时尤为显著,为了确保相关应用程序的有效运行,在进行解码之前,准确地检测并定位图像中的标签成为了一个关键步骤。

在早期,大多数与二维码辅助标签检测和识别相关的工作都关注在单个标签的精确定位和对齐,以便在解码步骤之前进行适当的几何校正和图像增强^[2]。Dubska 等^[3]提出了一种基于 Hough 变换的矩阵码检测算法;Zhang 等^[4]提出了一种基于组件的快速两阶段检测方法:第一阶段检测代码三个角上的规则组件,第二阶段通过验证这些组件之间的几何关系确认二维码的存在,从而实现快速图像采集。这些工作通常假定图像在一些特定属性上表现良好,例如,每幅图像上只有一个二维码,背景单一且光线均匀一致。Ma 等^[5]提出了一种基于 L2 范数的模型,以避免边缘过度锐化,并引入评估机制以提升定位算法在二维码失真或旋转时的鲁棒性。目前二维码识别系统面临挑战,杨乐等^[6]针对商品包装上的二维码因水墨平衡不稳定或机械振动导致的错码和漏码,通过图像增强和天津算法 OTSU 实现了误检率 $\leq 0.05\%$;Kiat 等^[7]结合直方图均衡与伽马校正算法,有效抵消了背景波动和亮度失真对二维码检测的影响,尤其在 PSNR 和 MSE 指标上表现优异。这些传统图像处理方法尽管成熟且易于实现,但在复杂背景下的整体精度仍待提高,且不适用于多标签检测任务。

随着卷积神经网络提出,它在深度学习领域得到了广泛的应用和发展。Jia 等^[8]作者首先提出了一种基于 Faster R-CNN 网络的标签检测网络,该网络适用于复杂环境,可以定位多个标签并校正畸变。但是,这种方法过于耗时,并且没有考虑光照变化对检测精度的影响。Sharif 等^[9]提出了一种端到端可训练的全卷积模型,但模型参数数量较多,检测精度仍有待提高。为了应对图像质量差和二维码嵌入图像等导致的识别困难,Uehira 等^[10]提出了一种基于生成对抗网络 GAN 的方法,经过 GAN 处理后,二维码图像能够从复杂的叠加图像中成功恢复,多次训练后识别率高达 100%。Su 等^[11]提出了一种利用直方图均衡化 YOLOv5 算法快速识别和检测标签的方法,通过将传统方法与深度学习的方法相结合,提高了目标图像质量和检测速度,但对于多标签识别会影响效率,因此不能有效的应用于多标签检测任务。

为解决上述问题,本文采用能够快速识别并获取三维位置信息和姿态的 AR 码,支持多个目标的同时识别。针对 AGV 移动过程中无法检测到标签的问题,设计了 YOLOv8-AR 二维码检测模型。第 1 节详细介绍网络设

计,使用 StarNet 作为主干网络以降低计算复杂度,优化 C2f-EMSC 模块以增强多尺度特征处理能力,并提出新的检测头 LSDECD-H 来提高细节特征表达能力。第 2 节描述数据集构建和评估参数选择,采用平均精度、参数量、计算量及 TIDE 错误分析等指标进行模型评估。第 3 节分析实验结果,通过对比实验验证模型在复杂背景下的检测效果,消融实验和错误分析进一步证明了各改进模块的有效性,并通过公共数据集展示了模型的泛化能力。

1 轻量化 YOLOv8-AR 网络设计

近年来,YOLO 算法不断优化和更新。目前的 YOLOv10 在大目标检测与速度上表现优异,但在复杂场景和小目标检测方面不如 Ultralytics 团队推出的 YOLOv8,该模型在准确率和速度之间找到了平衡,适用于一般场景^[12]。YOLOv8 采用了 C2f 结构替代 YOLOv5 的 C3 结构,并调整了通道数,继承了 YOLOv7 中 ELAN 结构的优点,减少了标准卷积层,并使用 Bottleneck 模块增强梯度分支。此外,模型头部采用解耦技术分离分类和检测,损失函数也从 IOU 匹配转变为样本正负匹配,从而简化结构并提升检测效率与准确性^[13]。YOLOv8 根据网络深度和宽度的不同,提供了 x、l、m、s、n 五种模型大小,为了实现轻量化,选择 n 版本作为基础模型。

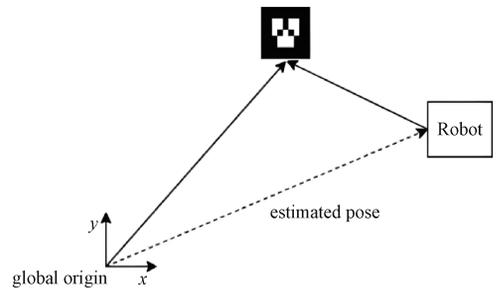


图 1 AR 码辅助定位

Fig. 1 AR code assisted positioning

为解决传统二维码导航在复杂背景下识别失败的问题,并考虑设备限制,本文引入了更易检测的 AR 标签,先从基础结构上提升了识别效率,其结构如图 1 所示。这种 AR 标签的设计更加简洁,编码信息量较少,处理和识别速度相对较快^[14]。移动机器人通过识别 AR 码可以获取相对摄像头的位姿信息并进行跟踪,从而实现快速的局部定位效果,进而提高导航的精度。为了进一步提高识别性能,本文对 YOLOv8 网络进行优化改进,针对 AR 码的特性进行了特别调整,增强了其在复杂背景下的检测效果,并命名为 YOLOv8-AR,其结构如图 2 所示,这些优化措施旨在提升 AR 标签的识别率,确保移动机器人在不同环境中都能保持高效的导航和定位能力。

1.1 轻量级主干网络 StarNet

StarNet 网络是由 Ma 等^[15]提出,并发表在 CVPR

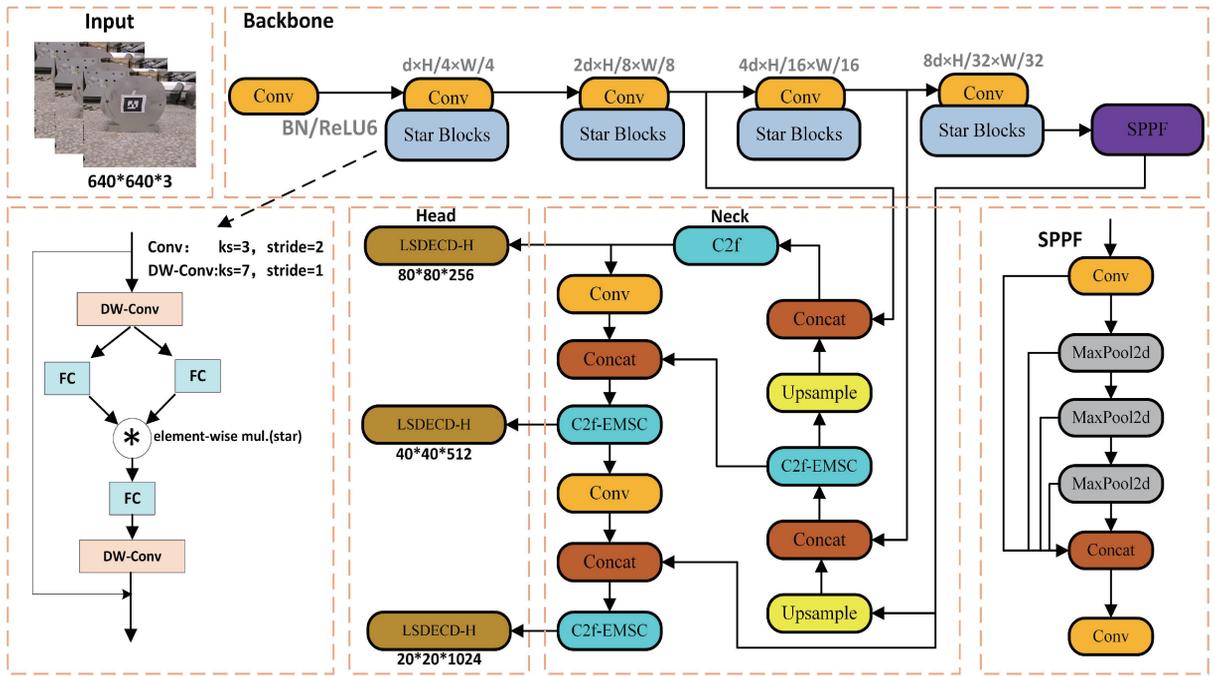


图2 YOLOv8-AR的模型结构

Fig. 2 Model structure of YOLOv8-AR

2024会议上,首次引入了星操作运算即“*”,作为高效的特征映射方式。与正常线性点积运算不同,该操作能在不增加网络宽度的前提下,将输入特征映射到高维非线性空间,效果类似于核技巧,显著增强了模型的特征表达能力。对YOLO这类目标检测网络而言,这种方式尤其适用于捕捉图像中的细微结构差异。

在二维码识别任务中,AR码通常以小目标形式出现,结构由黑白块构成,边缘清晰,但在复杂环境下易受光照、遮挡、模糊等干扰。传统CNN通过增加深度或通道数来提升表达力,虽有效却计算成本高;而Transformer模型^[16]的自注意力机制虽强大,但在大规模数据中效率低下。相比之下,StarNet仅需少量层级即可构建近乎无限维的特征空间,对AR码这类需要细节敏感性的目标识别,提供了更高效、轻量的检测方案,极大保证了模型在复杂场景下的检测精度与稳定性。

在单层神经网络中,星形运算通常写成形如(1)式的非线性二阶组合特征,其中 $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W} \\ \mathbf{B} \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ 1 \end{bmatrix}$,将其展开如式(2)~(4),这实质上挖掘了各维度间的内在耦合关系,特别对模糊导致的边界信息减弱至关重要。因此,星形运算在捕捉AR码的块状边缘对称性和角点变化方面,具有天然的结构适配优势。

$$\mathbf{w}_1^T \mathbf{x} * \mathbf{w}_2^T \mathbf{x} \quad (1)$$

$$= \left(\sum_{i=1}^{d+1} \mathbf{w}_1^i x^i \right) * \left(\sum_{j=1}^{d+1} \mathbf{w}_2^j x^j \right) \quad (2)$$

$$= \sum_{i=1}^{d+1} \sum_{j=1}^{d+1} \mathbf{w}_1^i \mathbf{w}_2^j x^i x^j \quad (3)$$

$$= \alpha_{(1,1)} x^1 x^1 + \alpha_{(1,2)} x^1 x^2 + \dots + \alpha_{(d+1,d+1)} x^{d+1} x^{d+1} \quad (4)$$

为了简化分析,需要将重点放在涉及单输出通道转换和单元素输入的情况下,定义 $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{x} \in R^{(d+1) \times 1}$,式中: d 是输入通道号, \mathbf{x} 为输入特征向量,来自AR码图像区域的特征描述,如边缘、角点等, \mathbf{w} 为权重参数。它可以很容易地扩展以容纳多个输出通道并处理多个特征元素,其中 $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2 \in R^{(d+1) \times (d+1)}$, $\mathbf{X} \in R^{(d+1) \times n}$ 。

这里本文使用 i, j 来索引通道, α 是每个项目的系数:

$$\alpha_{(i,j)} = \begin{cases} \mathbf{w}_1^i \mathbf{w}_2^j, & i = j, \\ \mathbf{w}_1^i \mathbf{w}_2^j + \mathbf{w}_1^j \mathbf{w}_2^i, & i \neq j. \end{cases} \quad (5)$$

该过程共生成 $(d+2)(d+1)/2$ 个不同的项,其中除去与偏置相关的项其余都是输入特征的非线性组合,相当于在不增加计算负担的前提下,扩展了输入特征的隐含维度,效果类似于核函数映射。进一步推广至多层网络时,假设网络宽度为 d ,每一层的星形运算输出 O 可按如下方式递归计算:

$$O_1 = \sum_{i=1}^{d+1} \sum_{j=1}^{d+1} \mathbf{w}_{(1,1)}^i \mathbf{w}_{(1,2)}^j x^i x^j \in R^{\left(\frac{d}{\sqrt{2}}\right)^2} \quad (6)$$

$$O_2 = \mathbf{W}_{2,1}^T O_1 * \mathbf{W}_{2,2}^T O_1 \in R^{\left(\frac{d}{\sqrt{2}}\right)^2} \quad (7)$$

$$O_3 = \mathbf{W}_{3,1}^T O_2 * \mathbf{W}_{3,2}^T O_2 \in R^{\left(\frac{d}{\sqrt{2}}\right)^3} \quad (8)$$

⋮

$$O_l = \mathbf{W}_{l,1}^T O_{l-1} * \mathbf{W}_{l,2}^T O_{l-1} \in R^{\left(\frac{d}{\sqrt{2}}\right)^{2^l}} \quad (9)$$

利用这种递归机制,星形运算在网络的每一层都会以指数速率扩展隐含特征空间的维度。对于AR码这类结构清晰的小目标,其边缘与局部特征往往由通道间的细微像

素组合构成。星形操作通过非线性组合建模这些特征间的交互关系,相当于构建了一种高效的“边界敏感机制”,可有效增强模型在模糊、遮挡或低对比等复杂条件下的检测能力。本文采用轻量化的 StarNet_s050 替代原始 backbone,显著的降低计算量使得模型部署成本减少,同时保证了模型在复杂环境中对 AR 码的感知精度。

1.2 C2f-EMSC 模块

EMSC^[17]是一种多尺度卷积网络,通过使用不同尺度的卷积核,能够更好地捕捉不同尺度的特征信息,从而提取更丰富的特征。以特征金字塔网络为例,其分为自上而下和自上而下两个过程,不同尺度的特征通过横向连接进行融合,提升了网络在多尺度特征提取方面的能力。AR 码构造简单,单一背景容易识别,复杂背景下会出现信息混杂。为此,在原基础上引入了一种高效多尺度卷积模块 C2f-EMSC,如图 3 所示。

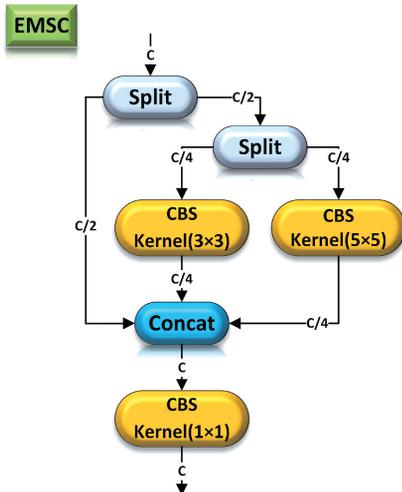


图 3 EMSC 模块结构

Fig. 3 EMSC module structure

在观察 YOLOv8n 的第一个残差块输出的特征图时,发现有些特征图存在冗余,如图 4 中红、绿框的特征图,其表达内容非常相似,基本只要进行简单的线性变换就能得到,因此可以将其归为廉价特征,可以用更廉价的操作进行处理。经过对 EMSC 模块的优化:首先根据通道数将卷积输入分为两组。第 1 组对原始图像进行处理,分为廉价特征和未处理特征。第 2 组将未处理的特征再分为两个部分,分别使用 3×3 和 5×5 的卷积核进行卷积操作。卷积结果与第一组的廉价特征合并,合并后的特征在每个通道中是相互独立的。通过点对点卷积,在连接输出后增加了 1×1 卷积,这样就实现了通道信息的融合。此外,该模块还能实现维度提升和维度降低。总体而言,利用 C2f-EMSC 模块替换 YOLOv8n 中 C2f 的标准卷积,不仅减少了网络模型中的参数数量,而且充分提取到了不同尺度的特征信息,有效保证了复杂背景下 AR 标签的检测精度。

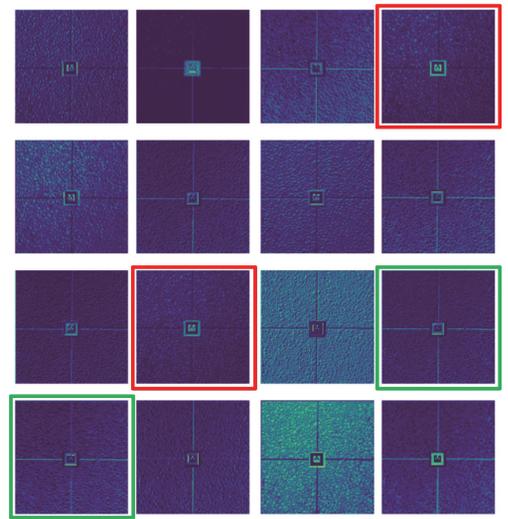


图 4 YOLOv8n 特征图可视化

Fig. 4 YOLOv8n feature map visualization

1.3 LSDECD-H 模块设计

YOLOv8 的原始检测头存在局限性,主要体现在两个方面:一是其单一尺度预测模型无法有效处理多尺度目标,仅利用一个特定尺度的特征图进行预测,未能充分利用多尺度特征;二是检测头参数较多,所有三个检测头都需要通过两个 3×3 卷积和一个 1×1 卷积提取信息,导致计算量大,影响检测效率。Zeng 等^[18]在头部结构中引入了一种共享卷积(GroupNorm,GN),这在 FOCS 论文中得到了证明大大提升了定位和分类性能^[19],并且采用尺度层对特征进行尺度缩放,这样不仅可以有效的减少参数量,同时具备更高的多尺度感知能力。

复杂背景下的 AR 码存在目标较小,而且环境干扰强,需要提高检测头对目标细节的捕捉能力,因此,本文利用共享 GN 卷积且在保证参数量不变的情况下,提出了更具针对性的检测头 LSDECD-H,提高检测头的细节捕捉能力,尤其是二维码这种小目标检测,进一步改善了复杂背景下目标的检测精度。其构想来源于 DEA-Net 中设计了一个细节增强卷积 DEConv,具体来说 DEConv 将先验信息整合到普通卷积层,以增强表征和泛化能力^[20]。通过使用重参数化技术,DEConv 等效地转换为普通卷积,在保持参数大小的同时提取更丰富的特征,并且在推理阶段不会引入额外的计算成本和内存负担。如图 5 所示,DEConv 包含 5 个卷积层:4 个差异卷积和一个普通卷积,这些卷积层并行部署用于特征提取。具体来说,采用中心差分卷积、角差分卷积、水平差分卷积和垂直差分卷积将传统的局部描述符集成到卷积层中,从而可以增强表示能力和泛化能力。

本文通过结合 GN 和 DEConv 卷积的优点,对 YOLOv8 检测头进行重新设计,如图 6 所示。尤其是在细节增强方面,二维码有黑白方块和清晰的边界构成,这一

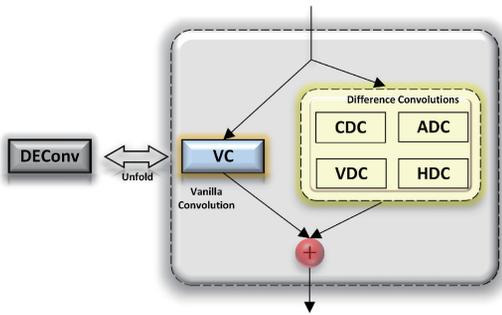


图5 细节增强卷积内部结构

Fig. 5 Detailed enhanced convolutional internal structure

特点在AR码中更为突出。为了更好地捕捉这些边界信息,差异卷积起到了至关重要的作用。它首先计算图像中像素之间的差异,并为差异较大的区域赋予更高的权重,随后将差异结果与卷积核进行卷积操作,从而生成高效的特征图。在降低参数量的同时,通过设计特定的像素对差异计算方法,将先验知识直接融入卷积神经网络,从而提升网络的特征提取能力,显著提高了二维码检测的鲁棒性和精度。

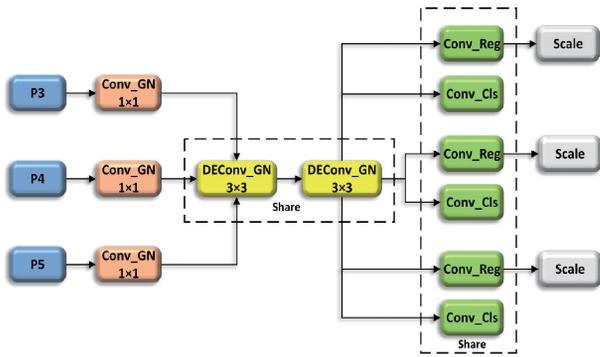


图6 LSDECD-H 模块结构

Fig. 6 LSDECD-H module structure

2 数据集和评估参数

2.1 数据集

本实验通过AGV装载的高清usb摄像头,在实验场地收集了在不同环境、光照条件以及不同大小的二维码图像数据,用于后续研究。其中包括860张AR码图像,数据主要来源于人工拍摄,以及860张QR码图像,数据来源为AI Studio社区公开数据集和人工拍摄。两类二维码样本总计1720张。通过使用图像增强工具Albumentations对训练集进行处理^[21],主要包括:数据集的50%进行各种模糊处理、调整亮度以及增加太阳耀斑,80%进行运动模糊处理来模拟小车运动过程中对目标进行检测。在实验中,AR码和QR码分别选择602张照片进行训练,选择86张照片进行验证,剩余的172张作为测试集,即训练集、验证集和测试集的比率为7:1:2。

2.2 评估参数

本实验操作系统为Ubuntu20.04,模型的开发语言以Python为主,采用开源深度学习框架PyTorch作为网络框架,使用CUDA 11.8加速训练。该型号的硬件测试环境包括Intel(R) Core(TM) i12700K型号CPU和NVIDIA RTX 4090(24 G)型号GPU。在训练期间,输入图像设置为640×640,并将SGD用作模型训练的优化函数。模型训练周期设置为200,批量大小为8,初始学习率为0.01。

本文使用的评估指标包括F1分数、平均精度mAP、参数量Params、每秒千兆浮点运算数GFLOPs和帧率FPS。其中,准确率和召回率作为基本指标,计算出的F1分数和mAP作为最终评估指标,以衡量模型的识别准确性。

此外,本文使用目标检测错误分析工具TIDE^[22]将目标检测的错误结果分为6类,并引入一种方法用于计算每种错误对总体检测性能的贡献度。本文对4类结果进行了分析,即定位误差、重复检测错误、背景误差和分类或定位错误尚未涵盖的所有未检测到的ground truth。通过衡量每种错误类型对mAP的影响有多大,能够更有针对性地优化AGV目标检测算法,确保其具备在动态环境中高效、安全导航的能力。

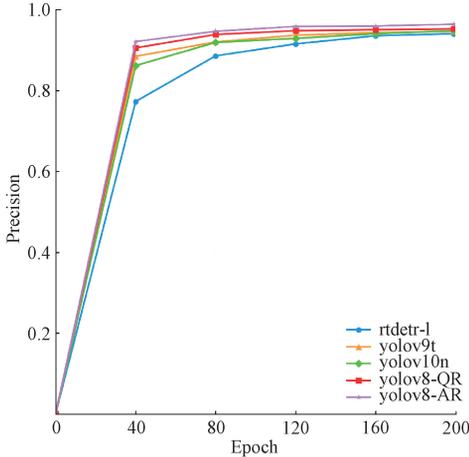
3 实验结果与分析

本节将详细介绍YOLOv8-AR模型在复杂背景下的二维码检测性能。首先,设计了一系列对比实验,验证AR码相较于传统QR码的识别优势,并展示YOLOv8-AR在检测速度和精度上的提升。接着进行了消融实验,分析各改进模块对模型性能的影响,验证了StarNet网络、C2f-EMSC模块和LSDECD-H检测头在降低计算量和提升模型精度方面的有效性,同时利用目标检测错误分析工具TIDE进一步评价模型是否能够胜任某个任务。最终,通过对实验结果的可视化分析,YOLOv8-AR在复杂背景下依然展现出了出色的目标检测能力。其在复杂场景中的表现尤为突出,不仅能够准确捕捉目标,还能有效过滤背景干扰。这进一步证明了该模型在处理复杂环境时的优越性。

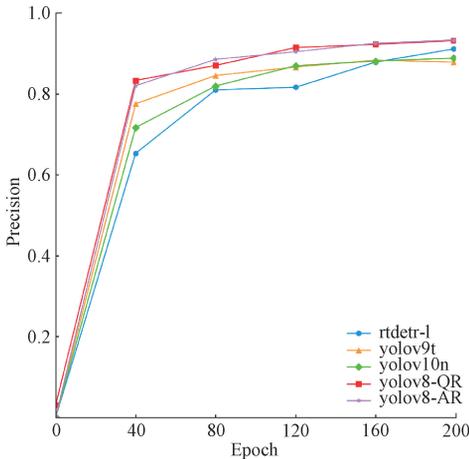
3.1 对比实验

为了验证AR码的识别效果是否优于QR码,本研究利用准备好的两组背景复杂度相似的数据集进行了对比实验。实验中,本文采用了几种常用的目标检测神经网络,并展示了它们在训练过程中mAP50的显示结果。在图7中,两者的检测实验都涵盖了多种主流目标检测网络模型。YOLOv8-QR是Zhao等^[23]通过一种注意力机制改进模型并用于QR码缺陷的检测,目的都是为了提高二维码检测精度,有着很重要的借鉴意义。在图7(a)结果显示,rt detr-l前期增长速度较快,但精度相对较低,本文改进的YOLOv8-AR模型在训练过程中的精度要明显优于其

他模型。在图 7 (b)QR 码检测效果中, YOLOv8-AR 和 YOLOv8-QR 看不出明显的区别,但在模型复杂程度上相比,它的模型体积为 31.2 M,而本文的是 1.46 M,对部署环境和设备要求较低。总的来说,AR 码检测过程较为稳定,在设备受限的情况下也可以实现移动机器人的实时定位。



(a) AR 码训练 mAP50 曲线
(a) AR code training mAP50 curve



(b) QR 码训练 mAP50 曲线
(b) QR code training mAP50 curve

图 7 各模型 mAP50 对比曲线图

Fig. 7 Comparison curves of mAP50 for each model

表 1 中显示了多个网络模型在 AR 码检测方面的实验数据,以及相关研究文献的数据结果。其中 Fast-RCNN 选择 ResNet50 和 FPN 作为主干网络。YOLOv7-tiny、YOLOv8n 和 YOLOv8-QR 网络平均精度适当,但参数量和计算量较大,对检测设备有一定的要求; rtdetr-l、改进的 CenterNet^[24] 和 YOLOv10n 网络平均精度还有待提高。通过对比两图以及实验数据,本文可以明显看出 YOLOv8-AR 网络模型整体性能更胜一筹。因此, YOLOv8-AR 更适用于需要快速准确识别且设备受限的实时 AGV 定位系统。

为了进一步验证 YOLOv8-AR 模型的泛化能力,本文

表 1 模型参数对比

Table 1 Comparison of model parameters

网络模型	mAP ₅₀	mAP _{50,95}	F1	Params/M	FPS
faster	0.952	0.771	0.86	41.3	80.5
r-cnn					
CenterNet	0.952	—	—	2.56	124
yolov6n	0.954	0.778	0.95	4.23	123.1
yolov7-tiny	0.956	0.774	0.95	6.0	94.6
yolov9t	0.95	0.761	0.94	1.97	112.7
yolov10n	0.948	0.766	0.92	2.27	136.1
rtdetr-l	0.946	0.766	0.89	32.8	157.2
yolov8n	0.958	0.779	0.96	3	125.8
yolov8-QR	0.955	0.65	—	31.2	—
yolov8-AR	0.962	0.781	0.96	1.46	119

还在 gitcode 公开的一套 YOLO 格式的二维码检测数据集,数据涵盖了不同的环境、光照条件以及二维码在图像中的各种位置,共计 3 112 张。实验环境配置与上述相同,将本文方法与 YOLOv8-QR 和基础模型进行对比,在表 2 中记录了测试结果,相对于基础模型两者均有明显提升,精度约为 0.92,但 YOLOv8-AR 模型参数量显著降低,证明本文的模型在轻量化的同时保证了检测精度,具有良好的泛化性。

表 2 QRCode 数据集检测结果

Table 2 QRCode dataset detection results

网络模型	mAP ₅₀	mAP _{50,95}	F1	Params/M	FPS
Yolov8n	0.908	0.712	0.9	3	122.4
Yolov11n	0.916	0.731	0.91	2.59	128
Yolov8-QR	0.921	0.742	0.91	27.87	102.7
Yolov8-AR	0.920	0.738	0.91	1.46	117.4

3.2 消融实验

为了更直观的检验 YOLOv8-AR 的改进是否有效,本研究进行了消融实验,实验结果如表 3 所示,改进后的算法利用更高效的网络结构增强了 YOLOv8 架构,不仅降低了模型参数和计算复杂度,而且还提高了基准模型的精度。其中,StarNet 和 LSCD 模块虽然在精度上略微下降,但参数量分别降了 26% 和 21%,计算量降至 6.5,说明了主干网络采用 StarNet 的星形运算能够在捕捉复杂标签时大幅度降低计算负载;多尺度卷积网络 C2f-EMSC 模块充分提取到了不同尺度上的 AR 标签特征信息,提高了模型精度,而且模型的参数量也略微下降;组合模型 2 是对 LSCD 检测头进行优化,通过运用细节增强卷积 DEConv 来赋予目标边界信息更高的权重,提高了精度的同时参数量和计算量保持不变。将上述改进与 YOLOv8 模型结合,参数量减少到 1.46 M,计算量降至 4.7,分别降低了 51%

和42%,这有效降低了在移动终端上部署模型的难度和成本,同时显著提高了精度,满足实时性需求。

表3 消融实验

Table 3 Ablation experiment

StarNet	C2f-EMSC	LSCD	LSDECD-H	mAP50	mAP50:95	F1-score	Params/M	GFLOPs
				0.958	0.779	0.96	3	8.1
✓				0.951	0.774	0.95	2.21	6.5
	✓			0.965	0.780	0.95	2.86	7.9
		✓		0.959	0.784	0.96	2.36	6.5
✓		✓		0.954	0.770	0.95	1.57	4.9
✓			✓	0.956	0.771	0.95	1.57	4.9
✓	✓			0.959	0.775	0.95	2.07	6.2
✓	✓		✓	0.962	0.781	0.96	1.46	4.7

此外,在AGV导航的场景中,Bounding Box的精确性尤为关键,尤其在动态环境下,微小的边界框偏差可能会导致导航错误,甚至影响整个路径规划或避障决策。因此,了解多种导致mAP下降的错误类别,更有利于分析出模型的优势和弱点,也能够帮助确认某个改进解决了哪些缺陷,从而提高mAP指标。表4为TIDE检测结果,在原YOLOv8网络中引入多尺度卷积C2f-EMSC,有效的降低

了Emiss,减少了模型错误地将背景或非目标区域识别为目标的情况。通过构建StarNet对原网络模型进行轻量化后,改进的检测头LSDECD增强了对特征图的细节提取,降低了小目标漏检的概率,两者的应用均有效的提高了模型的精准度。因此,基于错误指标分析并采取有针对性的改进,为模型的持续优化提供了清晰的方向,最终将引导获得更好的机器算法。

表4 改进模块错误分析实验结果

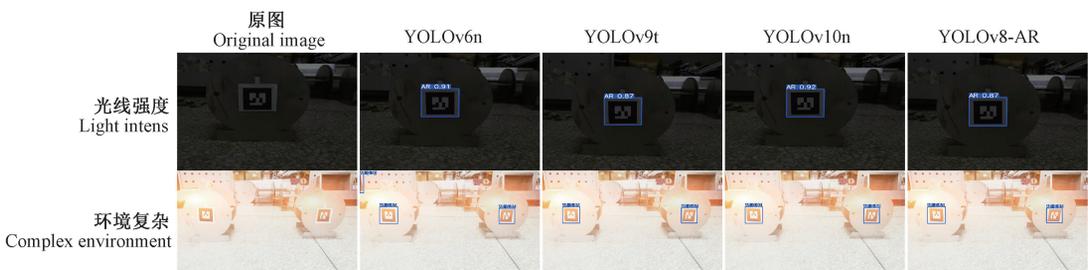
Table 4 Improvement of module error analysis experimental results

Method	AP ₅₀ ↑	E _{loc} ↓	E _{dup} ↓	E _{bkg} ↓	E _{miss} ↓	E _{FP} ↓	E _{FN} ↓
Yolov8n	95.80	0.03	0.12	0.86	1.98	1.43	1.98
+C2f_EMSC	96.32	0.53	0.13	0.61	0.83	1.00	1.66
Improvement	+0.52	+0.5	+0.01	-0.25	-1.15	-0.43	-0.32
+StarNet+LSCD	95.46	0.08	0.09	0.45	3.47	0.98	3.47
+StarNet+LSDECD	95.92	0.44	0.14	0.66	1.98	1.11	2.67
Improvement	+0.46	+0.36	+0.05	+0.21	-1.49	+0.13	-0.8

3.3 检测结果分析

在AR数据集中捕获了5种类型的复杂背景,即光线强度、环境复杂、设备移动、较小目标、和多个目标,并在图8中展示了YOLOv8-AR算法与现有目标检测方法的检测效果,针对本文所要解决的问题,改进后的算法效果更好;在光线强度比较暗和设备移动情况下所有算法都能够准确识别,精度都超过了0.86;对于背景复杂有光斑且存在与标签特征相似的情况,有些算法容易混淆,比如精

度较高的YOLOv6模型,第2行图片中有2个标签,但该模型识别出了3个目标;第4行和第5行为小目标和多目标检测,现有的算法出现漏检或误检的情况,而本文提出的算法在各方面表现良好。因此本文改进的算法在复杂多样的背景下有着较强的鲁棒性,结合目标跟踪算法BoxMOT^[23],可以构建出高效的检测跟踪系统,从而提升系统在实际应用中的精确度与实时性,适合部署在AGV导航的应用中。



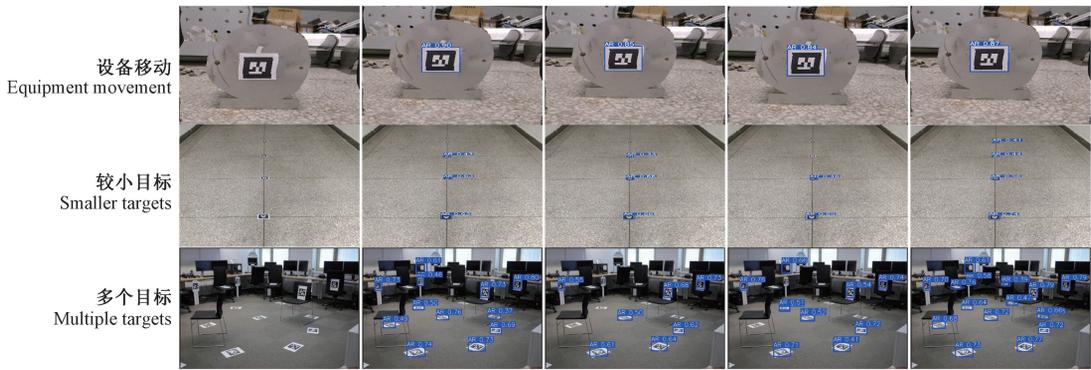


图 8 检测效果对比

Fig. 8 Comparison of detection effect

4 结 论

针对 AGV 导航过程中检测二维码存在光线变化、标签小且多或小车运动过程中产生图像模糊造成识别失败的问题,本文首先采用更容易识别的 AR 码来代替应用更多的 QR 码,然后提出了一种高效、轻量级的 YOLOv8-AR 模型,专门设计用于复杂背景的二维码检测。采用轻量化 backbone 来大幅度减小模型的大小,并引入多尺度卷积和新的轻量化细节增强检测头来提取 AR 码的不同尺度特征的细节信息,提高了检测精度,所提出的 YOLOv8-AR 模型在实验过程中展现了良好的检测效果,与目前常见的二维码检测算法相比,本文算法参数量较少,在处理复杂场景时有较高的精确度,充分验证了该算法的有效性。尽管模型在大多数环境下表现优异,但在极端光照或密集遮挡等复杂场景中,性能仍有提升空间,未来可以引入动态环境自适应机制来根据环境变化自动调整参数或行为,以保证在不同条件下依然能够稳定地进行二维码检测和定位。

参考文献

- [1] 李培坤, 李锋, 葛忠显, 等. 基于改进 YOLOv8n 的水下目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(3): 172-179.
- LI P K, LI F, GE ZH X, et al. Underwater target detection algorithm based on improved YOLOv8n[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(3): 172-179.
- [2] QI H, LU X, LU L. A localization algorithm for distorted or rotated QR code[C]. Fifth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies, 2014: 1-4.
- [3] DUBSKA M, HEROUT A, HAVEL J. Real-time precise detection of regular grids and matrix codes[J]. Real-Time Image Processing, 2016, 11: 193-200.
- [4] ZHANG X, LUO H, PENG J, et al. Fast QR code detection[C]. 2017 International Conference on the

Frontiers and Advances in Data Science, 2017: 151-154.

- [5] MA Q, CHEN R, WANG W. QR code images fast blind deblurring based on specific symbol prior and L2 norm minimization[C]. 2023 4th International Conference on Computer Engineering and Application, 2023: 724-728.
- [6] 杨乐, 何大阔, 王正松. 基于机器视觉的二维码检测教学实验系统设计[J]. 控制工程, 2024, 31(9): 1722-1728.
- YANG L, HE D K, WANG ZH S. Design of a QR code detection teaching experiment system based on machine vision [J]. Control Engineering, 2024, 31(9): 1722-1728.
- [7] KIAT B M, FAOZI R A, et al. Image enhancement method for QR code recognition system[C]. 2023 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies(i-PACT), 2023: 1-5.
- [8] JIA J, ZHAI G T, ZHANG J H, et al. EMBDN: An efficient multiclass barcode detection network for complicated environments [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 9919-9933.
- [9] SHARIF A, ZHAI G, JIA J, et al. An accurate and efficient 1-D barcode detector for medium of deployment in IoT systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(2): 889-900.
- [10] UEHIRA K, UNNO H. Study on recognition technology of QR code superimposed on images using GAN [C]. 2023 7th International Conference on Imaging, Signal Processing and Communications(ICISPC), 2023: 6-10.
- [11] SU Q, QIN Z, MU J, et al. Rapid detection of QR code based on histogram equalization YOLOv5 [C]. 2023 7th International Conference on Electrical, Mechanical and Computer Engineering (ICEMCE), 2023: 843-848.

- [12] PANDYA K, HATHI H, BUCH H, et al. Barcode and QR code object detection: An experimental study on YOLOv8 models [C]. 2024 International Conference on Emerging Innovations and Advanced Computing. Sonipat: IEEE, 2024: 740-746.
- [13] 王浩,张其猛,龚德成. 复杂场景下的交通标志小目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(2): 158-169. WANG H, ZHANG Q M, GONG D CH. Small traffic sign detection algorithm in complex scenes[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(2): 158-169.
- [14] KAWECKI A, DABROWSKI P, JANUSZKO S, et al. AR tags based absolute positioning system[C]. 2022 8th International Conference on Automation, Robotics and Applications(ICARA), Prague: IEEE, 2022:62-67.
- [15] MA X, DAI X, BAI Y, et al. Rewrite the Stars[C]. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle: IEEE, 2024: 5694-5703.
- [16] LEI S, SHI Z, MO W. Transformer-based multistage enhancement for remote sensing image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-11.
- [17] DENG L, TAN Y, ZHOU J, et al. YOLOv8-EMSC: A lightweight fire recognition algorithm for large spaces[J]. Journal of Safety Science and Resilience, 2024, 5(4): 422-431.
- [18] ZENG J, ZHONG H. YOLOv8-PD: An improved road damage detection algorithm based on YOLOv8n model[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 12052.
- [19] TIAN ZH, SHEN CH H, CHEN H, et al. Fcos: Fully convolutional one-stage object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019: 9627-9636.
- [20] CHEN Z, HE Z, LU Z M. DEA-Net: Single image dehazing based on detail-enhanced convolution and content guided attention[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1002-1015.
- [21] 沈骞,张磊,张宇翔,等. 基于改进YOLOv8n的轻量化分心驾驶行为检测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(24): 65-75. SHEN Q, ZHANG L, ZHANG Y X, et al. Lightweight distracted driving behavior detection method based on improved YOLOv8n[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(24): 65-75.
- [22] BOLYA D, FOLEY S, HAYS J, et al. Tide: A general toolbox for identifying object detection errors [C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer International Publishing, 2020: 558-573.
- [23] ZHAO L, LIU J, REN Y, et al. YOLOv8-QR: An improved YOLOv8 model via attention mechanism for object detection of QR code defects[J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 118: 109376.
- [24] 王伟彤,李长峰,朱华波,等. 轻量化CenterNet网络的二维码定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 128-135. WAN W T, LI CH F, ZHU H B, et al. A 2D barcode localisation algorithm for lightweight CenterNet networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 128-135.
- [25] CHENG W, WU Y, WU Z, et al. Toward high quality multi-object tracking and segmentation without mask supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 3369-338.

作者简介

崔立志,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为人工智能信号处理。

E-mail:clzh0308@126.com

杨德朝(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为视觉定位算法。

E-mail:1921213934@qq.com