

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.07.003

面向智能变胞车的改进 YOLOv5 楼梯目标识别算法

刘俊, 张成, 阮小栋

(合肥工业大学 汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:针对智能变胞车在室内楼梯环境下自主攀爬过程中的楼梯识别问题,文章提出一种基于改进 YOLOv5 的楼梯识别算法。为满足算法模型的实时性要求,利用轻量级网络 EfficientNetV2 替换 YOLOv5 算法的主干网络;使用 GSConv 模块和 VoV-GSCSP 模块替换原颈部网络中的 Conv 模块和 CSP 模块,在增强目标特征响应的基础上进一步减少计算成本;为弥补算法模型简化带来的精度损失,在颈部网络上添加坐标注意力机制,通过强化目标关注以提升在复杂场景下的目标识别效果;最后将改进的算法模型应用于嵌入式平台进行实验检测。实验结果表明:改进后的算法模型平均检测精度为 91.99%,模型大小仅为 3.1 MB,相较于其他目标检测算法具有明显的优越性。文章所提算法能够有效地对楼梯进行实时、准确的检测识别,为后续变胞车自主越障奠定了一定的理论基础。

关键词:智能变胞车;楼梯目标检测;YOLOv5 算法;网络轻量化;注意力机制

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)07-0879-09

Improved YOLOv5 staircase target recognition algorithm applied to intelligent metamorphic vehicles

LIU Jun, ZHANG Cheng, RUAN Xiaodong

(School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: A staircase recognition algorithm based on improved YOLOv5 is proposed for staircase target recognition during autonomous climbing of intelligent metamorphic vehicles in indoor staircase environment. In order to meet the real-time requirements of the model, the lightweight network EfficientNetV2 is used to replace the backbone network of the YOLOv5 algorithm. Then, the GSConv module and the VoV-GSCSP module are used to replace the Conv module and the CSP module in the original neck network to further reduce the computational cost based on the enhanced target feature response. To compensate for the loss of accuracy due to model simplification, a coordinate attention mechanism is added to the neck network to enhance target recognition in complex scenes by strengthening target attention. Finally, the improved model is applied to the embedded platform, and the experimental results show that the average detection accuracy of the improved model is 91.99% and the model size is only 3.1 MB, which has obvious superiority compared with other target detection algorithms. This algorithm can effectively detect stairs in real time and accurately, which lays a theoretical foundation for the subsequent process of autonomous obstacle crossing of the metamorphic vehicle.

Key words: intelligent metamorphic vehicle; staircase target detection; YOLOv5 algorithm; network lightweighting; attention mechanism

收稿日期:2023-06-07;修回日期:2023-07-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51875148);安徽省重点研发计划资助项目(202104a05020040)

作者简介:刘俊(1972—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师。

0 引 言

在日常生活中,楼梯是一种常见的生活场景。对移动机器人而言,若要在复杂环境中实现自主行驶,对楼梯场景的识别是其必须面临的重要挑战之一^[1]。

传统的楼梯识别方法包括基于二维平面图像的识别方法和基于三维立体深度的识别方法^[2]。基于二维平面图像的楼梯识别方法是通过图像处理算法,提取楼梯边缘平行线来识别楼梯场景。文献[3]在 1997 年首次使用 Hough 变换提取楼梯边缘线,进而检测台阶和人行横道;文献[4]使用 RGB-D 相机从深度图像中提取楼梯边缘,并通过将边缘特征与深度图像进行融合来估计楼梯模型;文献[5]利用抢占式 RANSAC 算法提取楼梯平面模型;文献[6-7]使用激光雷达获取楼梯的点云信息,并使用平面提取算法实现对楼梯平面的建模。

随着深度学习技术的快速发展,基于卷积神经网络的目标检测方法因在准确性和鲁棒性方面相较于传统算法有明显提升而被广泛应用。其中 YOLOv5 作为单阶段目标检测算法的代表,不仅网络的推理时间较低,还能提高对小目标的检测精度^[8]。但 YOLOv5 结构较为复杂、运算量较大,若将其直接应用于算力有限的嵌入式平台,则检测速度无法满足任务的实时性要求。为了更好地迎合嵌入式设备,一些轻量化的模型被相继提出。如 MobileNet^[9]采用深度可分离卷积技术,大大减少了参数量和计算量;GhostNet^[10]利用简单高效的线性变换来丰富少量的特征图,从而以更少的参数量表达出较为丰富的特征信息。虽然

这些轻量化模型在参数量和运算量方面确实有所降低,但也降低了模型的检测精度。

为了保证改进后的算法在具有较高检测精度的同时压缩模型大小,本文针对嵌入式平台提出一种轻量化的楼梯实时识别算法。该算法以 YOLOv5 为基线模型,首先通过 EfficientNetV2 改进网络主干,并使用 GSCConv 模块和 VoV-GSCSP 模块优化特征融合网络,压缩模型,减少模型计算量;同时,为了弥补模型轻量化所造成的精度损失,在颈部网络的关键位置引入坐标注意力机制,进一步提高网络检测识别精度。

1 改进 YOLOv5 的楼梯识别算法

根据网络的深度和宽度,YOLOv5 算法共有 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 4 种模型结构^[11]。因为本文在实际应用时对于环境探测的实时性要求较高,并且主要针对的是单一楼梯场景下的识别任务,所以采用 YOLOv5s 作为楼梯检测的基线网络。

1.1 基于 EfficientNetV2 改进主干网络

训练好的 YOLOv5s 模型很难直接部署在运算能力较低的嵌入式设备上,因此需要对原始网络进行轻量化改进。由于网络在经过轻量化改进后检测精度会有所下降,为了平衡好算法的轻量化与检测精度要求,Google 团队于 2021 年提出最新的 EfficientNetV2 网络模型^[12],该网络不仅在准确率和参数数量上优于之前的网络,还具有更快的训练速度。

EfficientNetV2 网络主要由 MBConv 模块和 Fused-MBConv 模块组成,结构分别如图 1、图 2 所示。

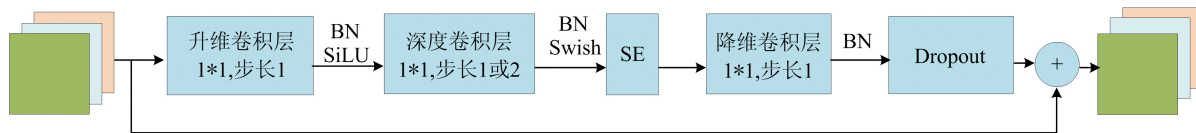


图 1 MBConv 模块结构

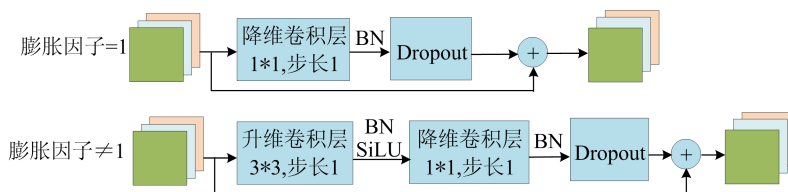


图 2 Fused-MBConv 模块结构

MBConv 模块的运算原理为:首先使用小尺寸卷积核来增加特征图的维度;将升维后的特征

图经过 BN(batch normalization)层以及 SiLU 激活函数处理后,再进入深度可分离卷积层进行特

征图主要信息的提取;经过 BN 层和 Swish 激活函数的处理后,进入 Squeeze-and-Excitation(SE)模块提取特征图各通道上的注意力向量;完成上述操作后,通过卷积来降低特征维度以及 Dropout 防过拟合处理,并与之前的特征图进行融合,从而生成该模块的输出。Fused-MBConv 模块与 MBConv 模块类似,其卷积结构相较于 MBConv 模块去掉了普通卷积、深度可分离卷积以及 SE 模块^[13]。

考虑到训练时间以及后续所使用的硬件设备,本文采用网络层数最小的 EfficientNetV2-S 模型(下文统称 EfficientNetV2)作为后续替换主干网络的核心部分,该模型的总体结构见表 1 所列。

从表 1 可以看出, EfficientNetV2 网络结构总共分为 8 个阶段。Fused-MBConv 和 MBConv 后面的数字表示膨胀因子 n , $k3 \times 3$ 表示卷积核的大小为 3×3 , SE0.25 表示 SE 模块中首个全连接层的节点数是该 MBConv 模块特征矩阵通道数的 1/4。

表 1 EfficientNetV2-S 模型的总体结构

阶段	操作	步长	通道数	层数
0	Conv 3×3	2	24	1
1	Fused-MBConv1, $k3 \times 3$	1	24	2
2	Fused-MBConv4, $k3 \times 3$	2	48	4
3	Fused-MBConv4, $k3 \times 3$	2	64	4
4	MBConv4, $k3 \times 3$, SE0.25	2	128	6
5	MBConv4, $k3 \times 3$, SE0.25	1	160	9
6	MBConv4, $k3 \times 3$, SE0.25	2	256	15
7	Conv & Pooling & FC	1	280	1

YOLOv5s 的主干网络与颈部网络的连接主要发生在输入图像的 8、16、32 倍下采样的卷积层处,因此将 YOLOv5s 的主干网络替换为 EfficientNetV2 中的 MBConv 和 Fused-MBConv 模块后,在其 8、16、32 倍下采样处进行特征信息融合。

1.2 基于 GSConv 的特征融合网络改进

虽然在 1.1 节中已经对 YOLOv5 的主干网进行了替换,但由于其颈部网络中仍然存在有大量的普通卷积和 CSPDarkNet53 结构,仍会增加网络的计算复杂度,因此有必要对颈部网络进行轻量化。

考虑到输入的图像在主干网络中通常是通过压缩特征图的空间来扩展通道数,因此在特征图到达颈部网络时,其通道数将会达到最大,并且通道之间还会有一些隐秘的信息连接。为了减小这

部分语义信息的丢失,文献[14]引入一种新方法 GSConv,该方法既能减轻模型的复杂度,又能保持模型的准确性。

GSConv 模块的结构如图 3 所示。其中: Conv 包含了普通卷积、归一化以及激活函数等操作; DWConv 表示深度可分离卷积操作。GSConv 模块主要是将普通卷积产生的特征信息通过使用 Concat 连线操作和 Shuffle 操作,渗透到深度可分离卷积产生的每一部分特征信息中,从而使最终输出的信息比较完整。

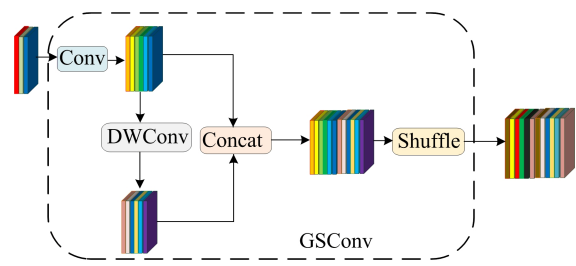


图 3 GSConv 模块结构

为进一步提高检测精度,在 CSCConv 基础上借鉴残差结构设计一个新的网络增强模块,即 VoV-GSCSP,如图 4 所示。该模块不仅增强了主干网络中提取的特征信息,还降低了网络计算复杂度。

通过上述改进,得到改进后的颈部网络。

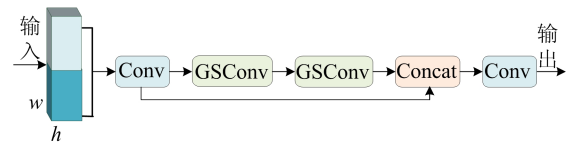


图 4 VOV-GSCSP 结构

1.3 引入坐标注意力机制的特征融合网络

在目标检测网络中添加注意力机制可以使网络对特征图中的感兴趣区域做更精细的特征提取,从而提高模型的有效性和泛化能力^[15]。以坐标注意力机制为例,该注意力机制将输入特征图转化成空间方向和目标位置 2 个特征图,并将特征图中的位置信息与通道信息进行融合,获得更准确的目标定位和特征描述^[16],使模型更准确地定位和识别感兴趣的对象。

坐标注意力机制结构示意图如图 5 所示,其中, c, w, h, r 分别为通道数、宽度、高度以及缩减因子。

为了比较不同位置对网络检测精度的影响,本文将坐标注意力机制分别添加在颈部网络的输入位置、中间位置、输出位置。

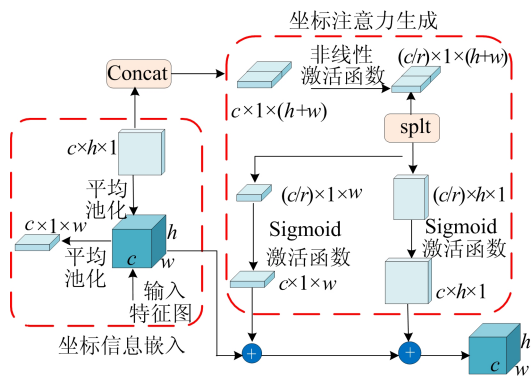


图 5 坐标注意力机制结构示意图

1.4 改进后的 YOLOv5 网络模型

为了平衡好算法的轻量化与检测精度,使楼

梯目标识别算法更好地应用于嵌入式设备,得到改进后的 YOLOv5 网络结构,如图 6 所示。其中,CA 表示坐标注意力机制。

1) 通过使用 EfficientNetV2 中的 MBConv 和 Fused-MBConv 模块替换 YOLOv5s 主干网络中的传统卷积层,极大地降低了模型复杂度与计算量。

2) 使用 CSConv 和 VoV-GSCSP 模块分别代替 Conv 和 CSPDarkNet53 结构,不仅增强了网络特征提取的能力,还降低了网络计算复杂度。

3) 分别在颈部网络的输入位置、中间位置以及输出位置添加 CA 注意力机制,在保持模型轻量化的同时进一步提高检测精度。

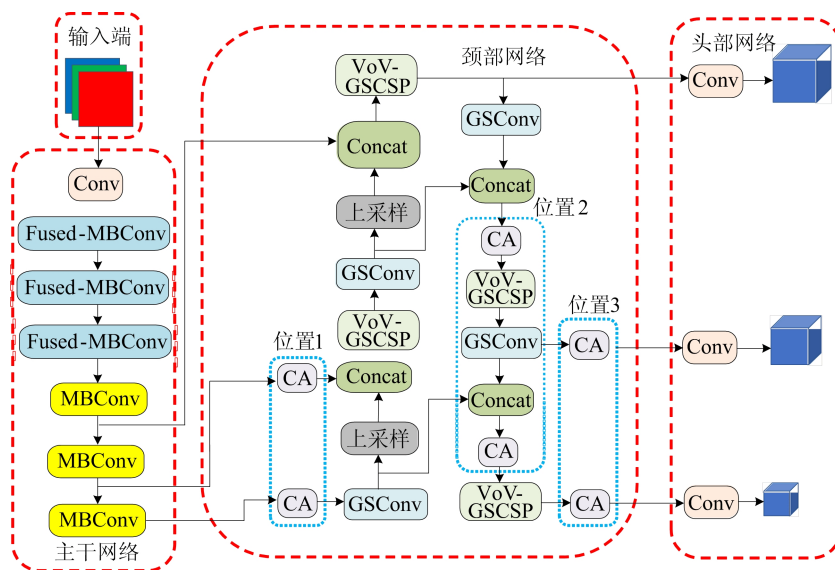


图 6 改进后的 YOLOv5 网络结构

2 模型训练实验

2.1 数据集

本实验所采用的数据集主要来自 2 个部分:一部分来自于开源的 kaggle 数据集网站,该网站包含众多类别的图像数据,从中筛选出 2 537 幅楼梯图像,且其中大多数图像取自于自然环境;另一部分属于自建数据集,其中有以楼梯、自然环境楼梯等作为关键词在互联网上检索获得的图像,也有通过相机在校园中采集获得的图像。

最终共采集了 3 720 幅楼梯图像,按照 8 : 1 : 1 的比例将这些图像划分为训练集、验证集和测试集。

2.2 实验评价标准

本节主要针对模型的轻量化和精确性进行优化,因此将会以测试结果中的准确率 P 和均值平

均精度 mAP 作为模型检测精度的评价指标,以单位时间图像检测数量 FPS、浮点运算次数 FLOPs、模型大小作为评价模型的检测速度、计算复杂度和内存占用情况 3 个方面轻量化性能指标。

2.3 模型训练

利用在大规模 COCO 数据集上预训练好的 EfficientNetV2 网络权重对模型参数进行初始化,同时通过训练数据集对网络参数进行微调。微调过程主要分为 2 步:① 冻结主干网络,设置训练批量大小为 16,初始学习率为 0.001,使用余弦退火的方式降低学习率,训练过程中选用随机梯度下降(stochastic gradient descent,SGD)优化器,训练轮数为 50 轮;② 解冻主干网络,此时设置训练批量大小为 8,初始学习率和优化器不变,继续训练 50 轮。

训练过程中 EfficientNetV2-YOLOv5s 模型的损失值和性能参数变化曲线如图 7 所示。

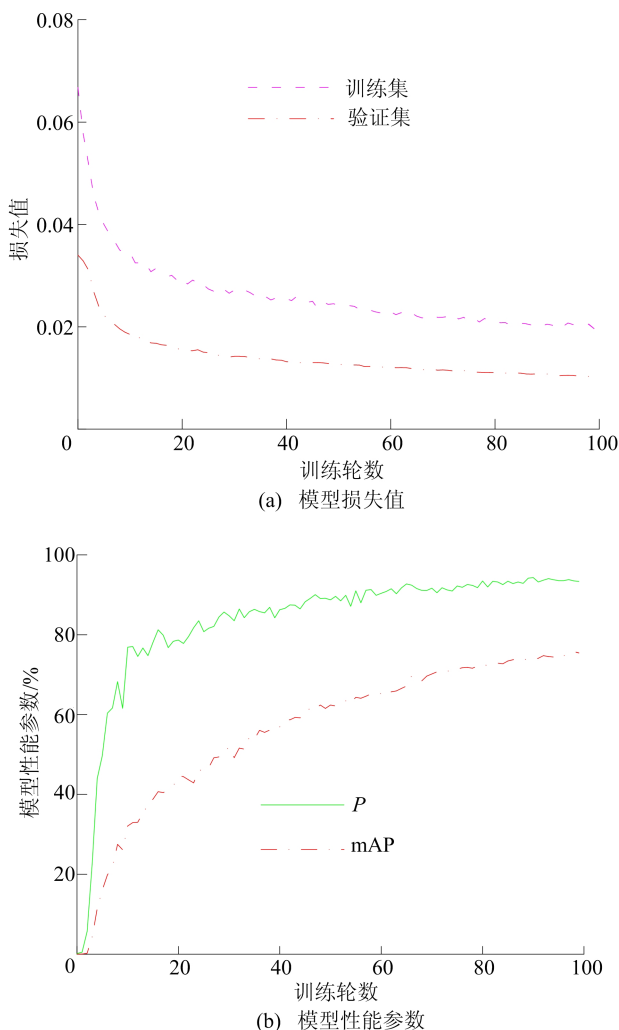


图 7 EfficientNetV2-YOLOv5s 模型损失值和性能参数变化

从图 7a 可以看出,训练集以及验证集上的损失值在 0 到 20 轮中均呈现较为明显的下降趋势,

随着训练轮数的增加各曲线变化趋势均趋于平稳,整体结果均保持在较低水平。

从图 7b 模型性能参数曲线可以看出,虽然曲线在训练前期有小幅波动,但整体增速较快,能快速达到较高数值。

综合上述 2 种曲线可知,改进后的模型在训练过程中的收敛速度均较为迅速且波动较少,整体未发生过拟合现象。

3 实验与结果分析

3.1 消融实验

为了验证本文所提模型改进算法的有效性,在相同测试集下进行消融实验,得出不同模型的均值平均精度 mAP、模型大小、浮点运算次数 FLOPs 以及单位时间图像检测数据 FPS 值,统计结果见表 2 所列。

从表 2 可以看出:当 YOLOv5s 的主干网络被替换为 EfficientnetV2 后,其模型大小和浮点运算次数均出现较大程度地减小,分别降低了 75.20%和 77.20%,FPS 值有所增加,但均值平均精度比初始模型降低了 3.30%;当 YOLOv5s 的主干网络不变,颈部网络的 Conv 与 CSPDarkNet53 结构分别用 CSCConv 与 VoV-GSCSP 模块取代之后,模型的均值平均精度相较于改进之前并没有发生显著的变化,仅增加了 0.22%,模型大小与浮点运算次数分别降低了 6.60%和 5.70%,FPS 增加了 11.00%;当对 YOLOv5s 的主干网络与颈部网络都进行修改之后,相较于只对主干网络轻量化的模型,其在模型精度方面略有提升,但模型大小和浮点运算次数却再次减少了 14.70%和 19.40%。

表 2 消融实验结果

模型	mAP/%	模型大小/MB	FLOPs/10 ⁹	FPS/(帧/s)
YOLOv5s	93.32	13.7	15.8	26.3
YOLOv5s+EfficientnetV2	90.02	3.4	3.6	33.7
YOLOv5s+GSCConv+VoV-GSCSP	93.54	12.8	14.9	29.2
YOLOv5s+EfficientnetV2+GSCConv+VoV-GSCSP	90.76	2.9	2.9	36.3

表 2 中数据说明:EfficientnetV2 模块确实可以大幅降低网络的大小和计算量,但同时对于检测精度也会有较大影响;GSCConv 与 VoV-GSCSP 模块可以进一步降低模型的复杂度,但只能略微增加模型的检测精度。

因此,为了提高整体网络的综合性能,还需要

做进一步的优化。

3.2 施加注意力机制对模型检测效果的影响

为了进一步提高网络的检测性能,在改进后的轻量化模型的颈部网络中添加 CA 注意力机制。注意力机制可以添加在颈部网络中的任意位置,但并不是所有位置都能实现检测性能的提升,

因此有必要对 CA 模块添加的位置进行研究。如图 6 所示,将 CA 注意力机制分别施加在颈部网络中的输入(位置 1)、输出(位置 3)以及中间位置(位置 2),观察其对模型整体性能的影响,结果见表 3 所列。

表 3 在不同位置施加 CA 的检测结果对比

施加位置	mAP/%	模型大小/MB
无	90.76	2.9
位置 1	85.34	3.1
位置 2	91.99	3.1
位置 3	89.23	3.0

从表 3 可以看出,在位置 2 处施加 CA 注意力机制会使模型的均值平均精度提高 1.23%,模型大小增加 6.90%,而在位置 1 和位置 3 处施加 CA 注意力机制分别使模型的均值平均精度降低了 5.42%和 1.53%。

出现该现象的原因可能是:位置 1 处为颈部网络的输入端,此时还没有进行特征融合,并且该位置还位于主干网络的输出端,因此特征信息比

较复杂,进而导致网络检测的准确性降低;位置 3 位于颈部网络的输出端,此时特征信息已经基本融合完成,因此在此处施加注意力机制对于整体检测效果不会有太大影响;相反,由于位置 2 处是颈部网络与主干网络的信息交汇处,CA 注意力机制能够获得更加详细的特征信息,检测效果也会更好。

综上所述,通过将 YOLOv5s 的主干网络替换为 EfficientNetV2,将颈部网络中的普通卷积模块和 CSP 模块替换为 GSCConv 模块和 VoV-GSCSP 模块,同时在图 6 所示的位置 2 处添加 CA 注意力模块,能够使改进后的模型性能达到最佳,本文将其称为 EfficientNetV2-YOLOv5s。

3.3 对比实验

为了更好地验证本文所改进的算法在楼梯目标识别性能上的优越性,按照同样的改进方式将 YOLOv5s 的主干网络替换成其他轻量级网络,如 MobileNetV3 和 GhostNet 网络^[9-10],并保持其他优化部分不变,在相同的训练参数下,训练过程中各参数的变化如图 8 所示。

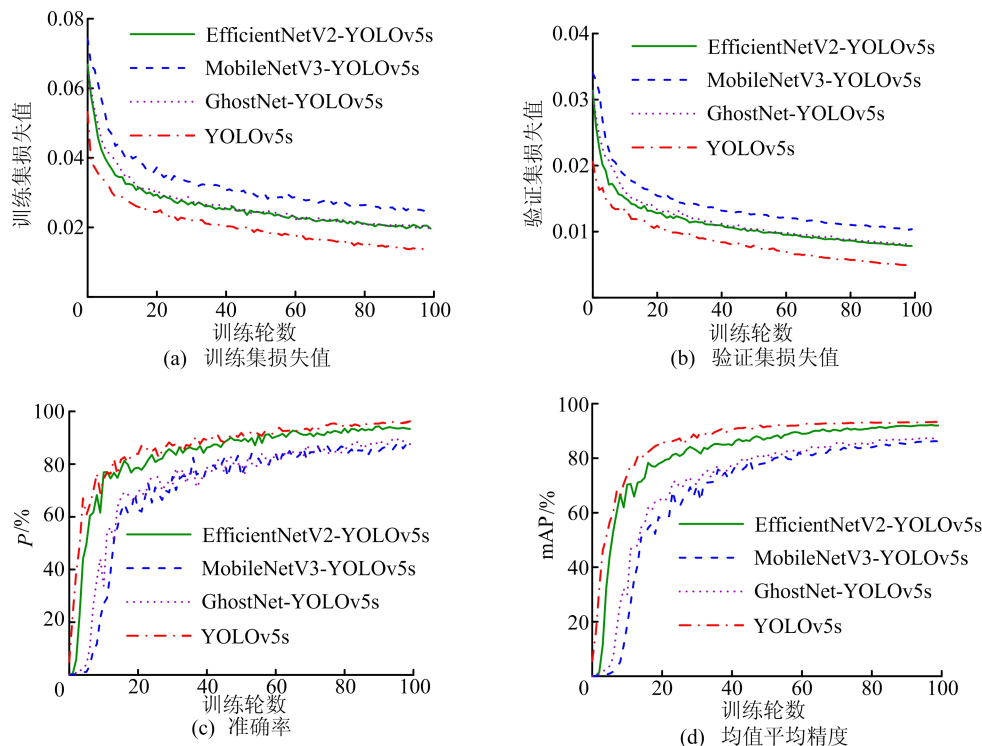


图 8 不同改进算法模型在训练过程中的参数变化曲线

从图 8 可以看出:原始 YOLOv5s 和改进后的 EfficientNetV2-YOLOv5s 模型在前 20 轮训练过程中,损失值曲线均呈现快速下降趋势,且随着训练轮数的增加,下降趋势逐渐缓慢并趋于平

稳,表明模型已进入稳定状态;相较之下,MobileNetv3-YOLOv5s 模型的损失值在下降速度和平稳程度方面与其他模型有着较为明显的差距;并且 YOLOv5s 与本文模型在准确率和均值平均精

度方面均收敛得较快且曲线波动较为平稳,其中均值平均精度已达到了 90%以上,说明本文模型在精准度方面已达到较高水平。

为了得到各模型最终的实际检测效果,使用测试集对 4 种模型的性能分别进行了测试,结果见表 4 所列。

表 4 4 种模型的性能对比实验结果

模型	mAP/%	模型大小/MB	FLOPs/10 ⁹	FPS/(帧/s)
YOLOv5s	93.32	14.4	15.8	26.3
MobileNetV3-YOLOv5s	86.22	8.8	6.1	33.2
GhostNet-YOLOv5s	87.48	8.3	5.4	37.3
EfficientNetV2-YOLOv5s	91.99	3.1	3.7	34.2

由表 4 可知,改进后的 EfficientNetV2-YOLOv5s 模型与原始 YOLOv5s 相比,均值平均精度降低了 1.33%,但浮点运算次数降低了 76.58%,模型大小降低了 78.47%,模型识别速度 FPS 值也有所增加。相较之下,MobileNetv3-YOLOv5s 和 Ghost-YOLOv5s 虽然在模型内存占用量方面以及浮点运算次数均有所下降,但其在精准度方面则下降得更多。

因此,在 3 种轻量化模型中,EfficientNetv2-YOLOv5s 可以有效降低模型计算量和内存占用量,并且在降低较少精度的前提下提高了算法的实时性,检测速度大大提高,更适合在嵌入式设备上模型部署。

为了更加直观地发现各个模型之间的差异,从测试集中选取部分楼梯图像进行检测效果对比,结果如图 9 所示。

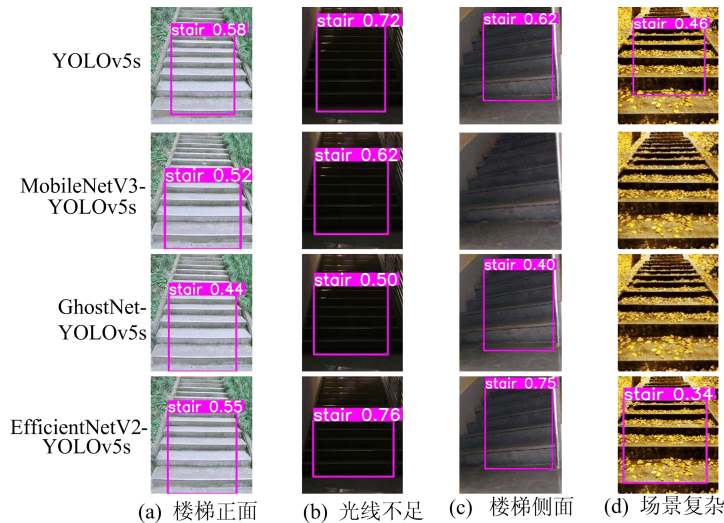


图 9 不同检测模型检测效果对比

由图 9 可知:原始的 YOLOv5s 和改进后的 EfficientNetV2-YOLOv5s 网络模型在不同角度、光线和场景的检测效果都比较稳定,均能准确地识别出楼梯目标;相较之下,其他模型在进行楼梯识别时,出现了不同程度的漏检情况。

因此,本文所提出的改进算法不仅使模型的稳定性得到提高,对于环境、光照和场景的变化也有更好的适应能力。

4 基于嵌入式平台的模型部署

为了验证本文所改进的目标识别算法在嵌入

式平台下的实际识别效果,在智能变胞车的实体样机平台上进行室内场景楼梯目标识别。智能变胞车实体样机如图 10 所示。

智能变胞车的识别及控制系统主要由识别与决策上位机、运动控制下位机、摄像头、微型显示器、驱动器、执行机构(关节电机、举升电机、举升推杆、轮毂电机)、传感器测量模块(压力传感器、姿态传感器、转角位置传感器)以及智能变胞车的本体等组成。其中:上位机采用 Jetson TX2 NX 控制板,摄像头采用 Inter RealSense D435 相机,下位机采用配置有 Cortex-M4 内核的

STM32f407 控制板,上、下位机之间通过串口进行通讯。

楼梯目标识别的具体实验过程如下:首先,智能变胞车通过摄像头完成对室内楼梯图像的采集,并将视频序列图像通过 USB 传输到上位机;然后,上位机利用改进后的目标检测模型对摄像头所采集到的图像进行楼梯的实时检测识别验证;最后,将识别结果输出至微型显示器上进行显示。同时下位机根据上位机的检测结果,对智能变胞车进行运动控制,使其由轮式汽车态转变为腿足式类人态,从而为腿足攀登楼梯做准备。

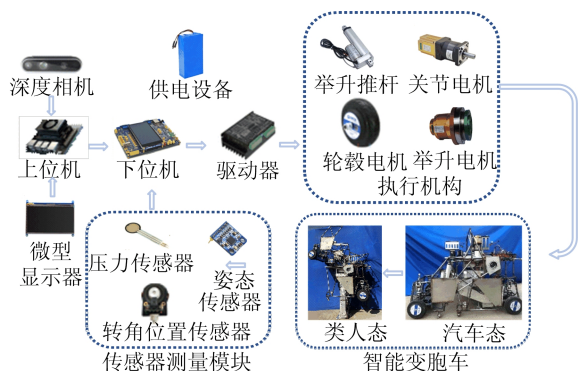


图 10 智能变胞车实体样机

基于智能变胞车的嵌入式平台对不同距离处的楼梯进行识别时的模型推理结果如图 11 所示。

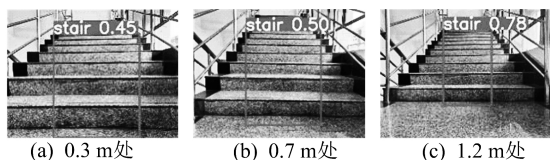


图 11 不同距离处楼梯识别推理结果

从图 11 可以看出,改进后的 EfficientNet-YOLOv5s 模型在不同距离处均能对楼梯进行较为准确的识别,均没有发生漏检现象。

5 结 论

本文提出一种基于改进 YOLOv5 的楼梯障碍物识别算法,并应用于智能变胞车的自主越障过程。针对原始 YOLOv5 网络在嵌入式平台下进行楼梯检测识别时存在模型过于复杂难以保证算法的实时性问题,本文算法首先通过使用高效网络架构 EfficientNetv2 构建主干网络,在保证模型特征提取能力的同时降低网络复杂度;然后使用 GSCov 模块和 VoV-GSCSP 模块优化特征增强网络,不仅增强了从主干网络中提取的特征信息,还降低了网络的计算复杂度;同时通过在颈

部网络中的多尺度融合区域施加 CA 注意力机制,强化目标关注以提高复杂背景下的目标检测识别能力。经过实验验证,上述不同改进措施对算法性能均具有明显的提升效果。为验证本文模型的优越性,与另外 2 种轻量级目标模型进行对比实验。结果表明,本文模型的均值平均精度相较于 MobileNetV3-YOLOv5s 和 GhostNet-YOLOv5s 分别提高了 5.77% 和 4.51%,并且检测速度达到 34.2 帧/s,基本满足实时性要求。

本文将改进后的楼梯目标识别算法应用于嵌入式平台,并构建了基于 Jetson TX2 NX 嵌入式平台的楼梯目标识别系统,未来可在获取楼梯目标结果的基础上,进一步完成对楼梯结构参数的估计,从而最终实现智能变胞车自主攀爬楼梯的任务。

[参 考 文 献]

- [1] 祝怡锋. 基于多方向一维深度特征的楼梯识别与结构参数估计[D]. 杭州:浙江大学,2019.
- [2] WANG S, PAN H, ZHANG C, et al. RGB-D image-based detection of stairs, pedestrian crosswalks and traffic signs [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(2): 263-272.
- [3] SE S, BRADY M. Vision-based detection of kerbs and steps [C]//British Machine Vision Conference. [S. l. : s. n.], 1997: 410-419.
- [4] DELMERICO J A, BARAN D, DAVID P, et al. Ascending stairway modeling from dense depth imagery for traversability analysis[C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]: IEEE, 2013: 2283-2290.
- [5] SCHWARZE T, ZHONG Z. Stair detection and tracking from egocentric stereo vision[C]//IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE, 2015: 2690-2694.
- [6] BANSAL M, SOUTHALL B, MATEI B, et al. Lidar-based door and stair detection from a mobile robot [C]//SPIE Conference on Space Mission Technologies. [S. l.]: SPIE, 2010: 22-29.
- [7] ZHENG Z, ZHONG G, DENG H. A method to detect stairs with three-dimensional scanning for hexapod robot stair climbing [C]//2016 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. [S. l.]: IEEE, 2016: 2541-2546.
- [8] 梅枫,高兴宇,邓仕超,等. 双目测距和 YOLOv5s 的无人机快速识别定位追踪系统[J]. 现代电子技术, 2023, 46(10): 181-186.
- [9] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, 17(4): 48-61.

(下转第 899 页)

据,维修人员可以将数据导出分析,辅助进行故障诊断。该系统提高了卡车的行车安全性能,具有较高的实用性。

[参 考 文 献]

- [1] 李强. 商用货车长下坡制动器温度监测与预警系统研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2017.
- [2] 王占国,苏琳. 重型货车制动鼓温度监控报警系统设计[J]. 大众汽车,2015(2):51-51,53.
- [3] 赵爽. 机械式变速器温升分析及测试研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2016.
- [4] APRONTI D T, SAHA P, MOOMEN M, et al. Truck safety evaluation on wyoming mountain passes [J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 122:342-349.
- [5] 陈立辉,郭忠印. 基于辅助制动长大下坡路段鼓式制动器温升预测模型[J]. 交通科技,2017(2):4-6.
- [6] 杨宏志,胡庆谊,许金良. 高速公路长大下坡路段安全设计与评价方法[J]. 交通运输工程学报,2010,10(3):10-16.
- [7] HU J, WANG J J, XIE H Q. Wearable bracelets with variable sampling frequency for measuring multiple physiological parameter of human [J]. Computer Communications, 2020,

- 161:257-265.
- [8] YANG F, YAN P, QI Y Y, et al. Design of detecting harmful gas inside the vehicle and voice alarm system and concentration prediction [J]. Procedia Computer Science, 2020, 166:200-205.
- [9] ZHAO L, QU S C, ZHANG W G. Design of multi-channel data collector for highway tunnel lighting based on STM32 and Modbus protocol [J]. Optik, 2020, 213:164388.
- [10] 晏敏,彭楚武,颜永红,等. 红外测温原理及误差分析[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2004,31(5):110-112.
- [11] 刘季春. 钎钨热电偶测温原理和应用[J]. 河南科技,2014(10):67.
- [12] 张姝玮,郭忠印,陈立辉. 基于自回归求积移动平均的制动器温度预测方法[J]. 吉林大学学报(工学版),2020,50(6):2080-2086.
- [13] 张靖. 基于 ARIMA 和 BP 神经网络的高速列车轴承温升预测方法研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2021
- [14] 王玉全. 地表温度时间序列分析方法的研究[D]. 泰安:山东农业大学,2016.

(责任编辑 吴 亮)

(上接第 886 页)

- [10] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: more features from cheap operations [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]:IEEE,2020:1580-1589.
- [11] 杨秋妹,陈森彬,黄一桂,等. 基于改进 YOLOv5n 的猪只盘点算法[J]. 农业机械学报,2023,54(1):251-262.
- [12] TAN M, LE Q. Efficientnetv2: smaller models and faster training [C]//International Conference on Machine Learning. [S. l.]:PMLR,2021:10096-10106.
- [13] 甘雨,郭庆文,王春桃,等. 基于改进 EfficientNet 模型的作物害虫识别[J]. 农业工程学报,2022,38(1):203-211.
- [14] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: a better

design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2022,22(6):6-24.

- [15] 王卓,王健,王泉雄,等. 基于改进 YOLOv4 的自然环境苹果轻量级检测方法[J]. 农业机械学报,2022,53(8):294-302.
- [16] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]:IEEE,2021:13713-13722.

(责任编辑 胡亚敏)

· 信息与动态 ·

《合肥工业大学学报(自然科学版)》专栏征稿启事

为了贯彻落实党的二十大精神,紧密围绕科教兴国战略、人才强国战略、创新驱动发展战略,《合肥工业大学学报(自然科学版)》设置“机器人与人工智能”“环境污染与防治”两个专栏,面向国内外专家学者征集“机器人与人工智能”“环境污染与防治”领域的原创性学术论文、专题综述;稿件一经录用将优先刊发。

来稿要求政治导向正确、论证充分、具有较强的引领性和创新性。格式要求参见《合肥工业大学学报(自然科学版)》网页投稿指南的征稿简则和投稿模板。

在线投稿网址:<http://xbzss.hfut.edu.cn/xbzk.html>。