

文章编号: 1007-2780(2024)01-0111-09

基于 Ghost 改进的 YOLOv5 轻量化双目 视觉无人机避障算法

贾一凡^{1,2}, 曹天一³, 白越^{1*}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 西南交通大学-利兹学院, 四川 成都 610097)

摘要:为解决无人机在室外实际飞行时的自主避障问题,提出一种基于 Ghost 改进的 YOLOv5 轻量化双目视觉无人机避障算法。首先,引入 Ghost 模块改进 YOLOv5 中的 CBL 和 CSP_X 单元,使用 CIOU_{loss} 作为回归损失函数,并将非极大值抑制 CIOU_{nms} 修改为 DIOU_{nms} 以优化损失函数;其次,对双目相机进行标定和校正;使用 ORB 特征点提取和滑动窗口匹配算法得到检测目标的视差值,再根据视差值和相机内参求解出障碍物的距离信息;最后,根据障碍物的位置和距离实现无人机的自主避障。该避障算法在嵌入式系统中运行的平均 FPS 达到 14.3,并用无人机避障飞行试验验证了该算法的可行性;改进后的网络检测平均准确率为 76.88%,与 YOLOv5 相比,平均检测精度均值下降 0.37%,但检测时间下降 22%,参数量下降 25%。该算法对无人机的自主避障具有重要的应用价值。

关键词: 目标检测;轻量化;特征匹配;无人机避障

中图分类号: TP391 文献标识码: A doi: 10.37188/CJLCD.2023-0069

Improved YOLOv5 lightweight binocular vision UAV obstacle avoidance algorithm based on Ghost module

JIA Yifan^{1,2}, CAO Tianyi³, BAI Yue^{1*}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. SWJTU-Leeds Joint School, Chengdu 610097, China)

Abstract: To address the issue of autonomous obstacle avoidance during unmanned aerial vehicle (UAV)

收稿日期: 2023-02-21; 修订日期: 2023-03-29.

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 11372309, No. 61304017); 吉林省科技发展计划重点项目 (No. 20150204074GX, No. 20160204010NY); 省院合作科技专项资金 (No. 2020SYHZ0031); 中国科学院青促会项目 (No. 2014192); 中国科学院轻型动力创新院重点基金 (No. CXYJJ20-ZD-03)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 11372309, No. 61304017); Key Projects of Jilin Province Science and Technology Development Program (No. 20150204074GX, No. 20160204010NY); Provincial and Academic Cooperation Science and Technology Special Fund (No. 2020SYHZ0031); Program of Youth Innovation Promotion Association CAS (No. 2014192); Innovation Guidance Fund Project of Light Power Innovation Research Institute of Chinese Academy of Sciences (No. CXYJJ20-ZD-03)

*通信联系人, E-mail: baiy@ciomp.ac.cn

flight in outdoor environments, a lightweight binocular vision-based UAV obstacle avoidance algorithm was proposed utilizing Ghost module to improve YOLOv5. Firstly, the Ghost module was introduced to enhance the CBL and CSP_X units of YOLOv5, while utilizing $\text{CIOU}_{\text{loss}}$ as the regression loss function, and optimizing the loss function by modifying the non-maximum suppression from CIOU_{nms} to DIOU_{nms} . Secondly, the stereo cameras were calibrated and corrected, and the ORB feature point extraction and sliding window matching algorithm was utilized to obtain the disparity value of the detected targets, and the distance information of the obstacle was solved based on the disparity value and camera intrinsic parameters. Finally, autonomous obstacle avoidance of the UAV was achieved based on the position and distance of the obstacle. The obstacle avoidance algorithm was implemented on an embedded system, an average FPS of 14.3 was achieved, and the feasibility of the algorithm was verified through UAV flight testing. The improved network had an average detection accuracy of 76.88%, which was 0.37% lower than that of YOLOv5, but the detection time and parameter quantity were reduced by 22% and 25%, respectively. This algorithm has significant value for the autonomous obstacle avoidance of UAVs.

Key words: object detection; lightweight; feature matching; obstacle avoidance unmanned aerial vehicles

1 引言

无人机具有长续航、高隐蔽、成本低、不惧损耗、体积小、操作简单等特点,可以代替人去完成更复杂或更危险的特定任务,在军事和民用领域都受到了广泛关注^[1]。随着无人机技术优势的不断积累,其应用领域逐渐扩大到了搜索救援、城市巡检、农业植保以及智能物流等诸多领域^[2]。若要使无人机能够自主完成特定的任务,其避障能力尤为重要。该能力也是无人机产品能否脱颖而出的一项重要指标^[3]。

目前的避障识别主要有超声波、激光雷达和机器视觉等方式^[4]。其中,超声波易受干扰,激光雷达成本高昂,因此,机器视觉的方式广受欢迎。机器视觉还可应用于光学领域^[5]中进行全息图像重建^[6]。国内外的研究者针对机器视觉和深度学习在无人机避障中的应用进行了大量的研究和测试,取得了一些有实用价值的研究成果。Xue等^[7]提出了一种基于深度强化学习的方法,使无人机在充满常见障碍物的室内环境中仅通过视觉完成避障任务。Boitumelo等^[8]使用从相机图像计算出的视差图来定位障碍物,并用一种反应性方法进行无人机避障。Lai等^[9]提出了一种基于深度学习距离估计的无人机避障方案,旨在利用单目相机检测和跟踪来袭的固定翼无人机,进而进行空中避障。袁毅等^[10]先检测障碍物轮廓,再提取障碍物的左右图像特征点并进行立体匹配得到障碍物与无人机之间的实际距离,

从而进行安全距离飞行。杨娟娟等^[11]使用改进的YOLOv3模型检测障碍物的位置来辅助无人机进行避障决策。

基于深度学习的目标检测算法往往对计算机硬件的算力要求较高,在低算力的嵌入式系统中较大的传输时延,故难以在无人机平台完成实时性的目标检测任务。双目相机具有准确性高、鲁棒性强、成本低等优点,能获取障碍物的距离信息,辅助无人机进行避障决策。本文分析了无人机的室外飞行环境,深入研究了无人机避障的关键技术和目标检测网络轻量化的方法,提出一种基于Ghost改进的YOLOv5轻量化双目视觉无人机避障算法。首先,提出改进的YOLOv5s-Ghost网络模型,提升障碍物检测的速度,减少系统运行的计算量和时间;其次,检测障碍物的ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征点并进行立体匹配,解算出障碍物的三维坐标及距离信息,为无人机的视觉防撞做准备;最后,结合目标位置和距离信息,绘制出无人机的防撞预测区域,向无人机传达避障指令,从而实现避障功能。本文的无人机自主避障方式具有成本低廉、结构简单、系统鲁棒性高和环境适应能力强等优点,能够使无人机在0~20 m范围内进行安全避障飞行。

2 YOLOv5s-Ghost模型建立

YOLO(You Only Look Once)系列检测算

法因其效率高^[12]、检测速度快,越来越受到研究者的喜爱。目前,YOLOv5网络是YOLO系列中应用最为广泛的模型,而YOLOv5s是YOLOv5网络中参数和浮点运算量最小的版本,检测速度也较快,但仍不适用于嵌入式系统快速检测的需要。为了使网络更轻量化并提高检测速度,本文引入Ghost-BottleNeck与DarkNet-53融合组成新的特征提取网络YOLOv5s-Ghost。

2.1 Ghost-BottleNeck 模块

传统的深度学习网络在提取特征图时,会存在大量冗余、相似的特征图,但这些特征图对于模型的精度又是不可或缺的,并且都是由卷积操作得到又输入到下一个卷积层进行运算。这个过程中包含大量的网络参数,消耗了大量的计算资源。因此可以尝试使用更低成本的计算量来获取这些冗余特征图,Ghost模块主要包括以下步骤^[13](图1):

(1) 使用1/2的卷积核进行传统卷积操作。

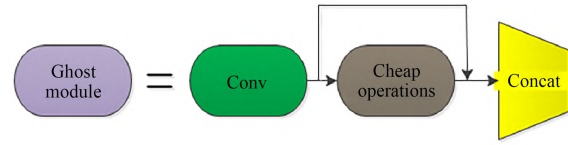


图1 Ghost模块

Fig. 1 Ghost module

(2) 使用另1/2的 3×3 卷积核进行逐通道卷积操作,即Cheap operations。

(3) 将两部分的输出进行Concat拼接。

在常规卷积FLOPs(Floating Point Operations Per Second)计算中, h' 是输出的高; w' 是输出的宽; n 是输出维度,即卷积核的数量; c 是通道数; k 是卷积核的高和宽。本文使用Ghost模块对此进行了改进,将常规卷积操作的 n 组卷积核分为 s 组, d 为Cheap operations的卷积核,约等于 k ,故加速比 r_s 和压缩比 r_c 如式(1)、式(2)所示。本文将卷积核分为两组,即 s 为2,故Ghost模块的参数量和计算时间为常规卷积的1/2。

$$r_s = \frac{n \times h \times w \times c \times k \times k}{\frac{n}{s} \times h' \times w' \times c \times k \times k + (s-1) \frac{n}{s} \times h' \times w' \times c \times d \times d} = \frac{c \times k \times k}{\frac{n}{s} \times c \times k \times k + \frac{(s-1)}{s} \times d \times d} \approx \frac{s \times c}{s + c - 1} \approx s, \quad (1)$$

$$r_c = \frac{n \times c \times k \times k}{\frac{n}{s} \times c \times k \times k + (s-1) \frac{n}{s} \times d \times d} \approx \frac{s \times c}{s + c - 1} \approx s. \quad (2)$$

本文基于Ghost模块的轻量化特点,提出Ghost-BottleNeck模块。如图2所示,该模块由

两个堆叠的Ghost模块组成,加入BN(Batch Normalization)层用于加速网络的收敛速度并且防止过拟合。前半部分引入Leaky relu激活函数是为了防止训练过程中出现神经元不学习问题;而后半部分没有引入激活函数,是为了使数据在训练过程中保持同分布,从而加快模型的收敛速度。



图2 Ghost-BottleNeck模块

Fig. 2 Ghost-BottleNeck

基于Ghost模块和Ghost-BottleNeck模块对YOLOv5s网络结构中的CBL模块和CSP_X进行改进,得到GBL和GCSP_X。与原始的YOLOv5相比,YOLOv5s-Ghost模型仅使用了一种

CSP_X结构,这样可以降低模型的复杂度,并且将梯度变化的信息完整地传递到特征图中,优化了网络的特征融合能力,从而保证了检测的准确率。最终YOLOv5s-Ghost网络结构如图3所示。

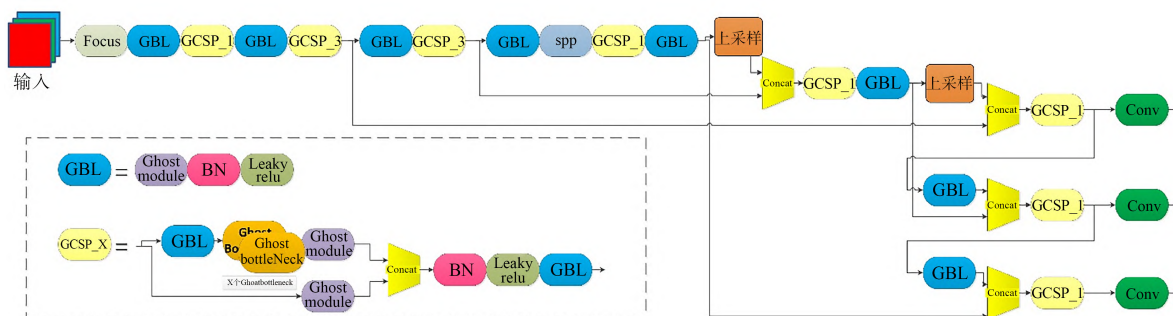


图3 YOLOv5s-Ghost网络结构

Fig. 3 Network structure of YOLOv5s-Ghost

2.2 损失函数

本文 YOLOv5s-Ghost 的损失函数 L 主要由回归损失函数 L_{loc} 和分类损失函数 L_{cla} 两部分组成,损失函数的计算公式如式(3)所示:

$$L = L_{loc} + L_{cla}, \quad (3)$$

式中: L_{loc} 利用 CIOU_{loss} (Complete Intersection over Union)^[14] 函数计算, CIOU_{loss} 的计算公式如式(4)所示:

$$CIOU_{loss} = 1 - CIOU = 1 - \left(IOU - \frac{D_2^2}{D_c^2} - \frac{v^2}{1 - IOU + v} \right), \quad (4)$$

其中: IOU 表示预测框与真实框的交并比; D_2 表示预测框与真实框两个中心点的欧氏距离; D_c 表示预测框与真实框最小外接矩形的对角线距离; v 是衡量长宽比一致性的参数,其计算公式如式(5)所示:

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \right)^2. \quad (5)$$

CIOU_{loss} 相比于传统的 IOU_{loss}, 多考虑了边界框中心点的距离信息和长宽比,可以有效地优化两个框不相交和边界框宽高比的尺度情况,使预测框回归的速度和精度更高。在目标检测的后处理过程中,针对单个目标的重复检测问题,往往需要进行非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 操作。因为 CIOU_{loss} 是在 DIOU_{loss} 的基础上添加了影响因子,包含真实框的信息,在训练时用于回归。但在测试过程中,并没有真实框的信息,不用考虑影响因子,因此直接用 CIOU_{loss} 即可。本文针对真实框与预测框几何中心的位置关系,使用 CIOU_{loss} 作为损失函数,但使用 DIOU_{nms} 进行 NMS 操作,效果明显优于使用传统的 NMS,有效提升了检测精度。

3 无人机避障系统设计

3.1 双目相机标定与立体校正

在图像处理领域中,若想得到三维空间中某一点的坐标与二维图像像素点的对应关系,可以利用双目测距原理建立双目相机模型,得到双目相机参数。本文使用张正友标定法^[15] 得到相机参数,然后通过 Bouguet 立体校正算法将实际双目立体视觉模型转变为理想的平行双目立体视觉模型,消除双目图像在垂直方向的视差,有效改善了立体匹配效果。

3.2 双目视觉测距

3.2.1 特征点的提取

在背景复杂、噪声明显、目标在视图中快速运动的情况下,用传统的 BM (Block Matching)^[16] 算法、GC (Graph Cuts) 算法^[17]、SGBM (Semi-Global Matching)^[18] 算法等都很难得到有效的视差图,且存在对背景信息的冗余计算,不满足测距的实时性,因此采用对待测距目标进行特征点提取与匹配的方式进行稀疏点云的测距。SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 算法在尺度和旋转变换的情况下匹配效果良好^[19],不会因光照、仿射变换和噪音等因素而变化,但运行时间过慢,不满足实时性需求。

本文选用 ORB 特征点提取方法,设图像中某一点像素 P 的亮度为 I_p ,以像素 P 为圆心,在半径为 3 圆上选取 16 个像素点,若该圆上超过 12 个点的亮度值大于 $120\%I_p$ 或小于 $80\%I_p$,则像素 P 视为一个特征点,如图 4 所示。

遍历完图像后,角点可能会大量集中在某一处,因此要采用非极大值抑制为所有角点确定一个得分值 S ,表示为 P 与圆上 16 个点的像素值差

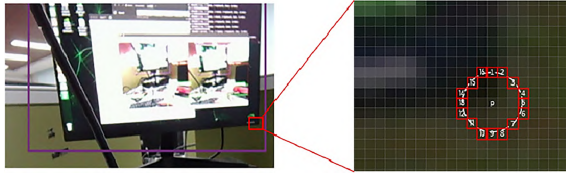


图 4 特征点提取方法

Fig. 4 Feature point extraction

的绝对值进行求和,计算过程如式(6)所示:

$$s = \sum_{i=1}^{16} |I_p - I_i|. \quad (6)$$

为了使检测出的特征点能够进行特征匹配,应为特征点添加尺度和旋转的描述。通过构建图像金字塔,并在金字塔的每一层上检测角点的方式可以实现尺度不变性。特征的旋转可以由灰度质心法实现,具体步骤如下:

(1) 在一个小窗口 B 中,定义图像块的矩阵:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x,y), p, q = \{0, 1\}. \quad (7)$$

(2) 通过矩阵得到图像块的质心 c :

$$c = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right). \quad (8)$$

(3) 连接图像块的几何中心和质心得到方向向量 $\overrightarrow{OC}$,则特征点的方向可以定义为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right). \quad (9)$$

最终,对图像进行 ORB 角点提取,结果如图 5 所示。



图 5 ORB 特征点提取结果

Fig. 5 Extraction results of ORB feature point

3.2.2 特征点的匹配

首先,遍历左图像中的特征点,以特征点为中心确定一个目标窗口,同时在右图像同一位置确定一个大于目标窗口的搜索区域;其次,使用与目标窗口大小相等的搜索窗口在右图像搜索区域内连续滑动,并计算目标窗口与搜索窗口的相关系数 ρ ,如式(10)所示;最后,将相关系数 ρ 最大的窗口所对应的中心像素点作为左图像中特征点的同名点。使用该方法匹配后的效果如图 6 所示。

右图像与左图像的相关系数用来匹配两图之间的特征点。公式如式(10)~(12)所示:

$$\rho(c, r) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g_{i,j} - \bar{g})(g'_{i+r,j+c} - \bar{g}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g_{i,j} - \bar{g})^2 \cdot \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g'_{i+r,j+c} - \bar{g}')^2}}, \quad (10)$$

$$g'_{c,r} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g'_{i+r,j+c}, \quad (11)$$

$$\bar{g} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g_{i,j}. \quad (12)$$

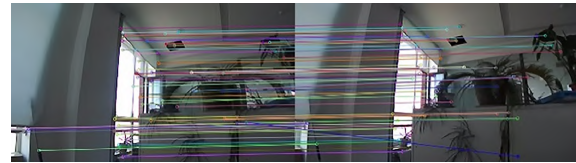


图 6 特征点匹配

Fig. 6 Feature point matching

由图 6 可以看到,直接对左、右图像进行 ORB 特征点的提取和匹配仍存在大量的无用背景特征点,会造成冗余计算,造成计算资源的浪费。因此,本文利用 YOLOv5s-Ghost 模型检测出的目标框,只对目标框内的特征点进行提取和匹配,如图 7 所示。



图 7 目标检测约束的特征点提取与匹配

Fig. 7 Feature point extraction and matching constrained by object detection

3.2.3 目标特征点的三维解算

在双目视觉模型中,通常要进行世界坐标系、相机坐标系、像素坐标系和图像坐标系这 4 个坐标系之间的相互转换。设在世界坐标系中的任意一点 $P(x,y,z)$ 投影到左、右相机上的像素点为 $P_l(x_l, y_l)$ 与 $P_r(x_r, y_r)$,则像素坐标系与世界坐标系之间的转换方程如式(13)所示:

$$Z_c \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = K \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}, \quad (13)$$

式中: Z_c 为点 P 在左相机坐标系中 Z 方向的坐标值,通常情况下,设世界坐标系与相机坐标系重合,即 $Z_c=z$,则 Z_c 为点 P 到相机的距离; (x,y) 为点 P 在像素坐标系中的坐标; K 是双目相机的内参数矩阵; R 为世界坐标系到相机坐标系的旋转变换矩阵; T 为世界坐标系到相机坐标系的平移变换矩阵。 K 、 R 、 T 均由双目相机标定得到。最后,取障碍物检测框内所有特征点距离的中位数作为障碍物的最终距离。

3.3 无人机避障方法

使用双目相机进行避障的优点是可以获取无人机与障碍物的相对位置关系,从而根据相对位置关系对无人机发出相应的避障指令。本文提出一种基于目标检测的双目视觉无人机避障算法,具体算法流程如图 8 所示。

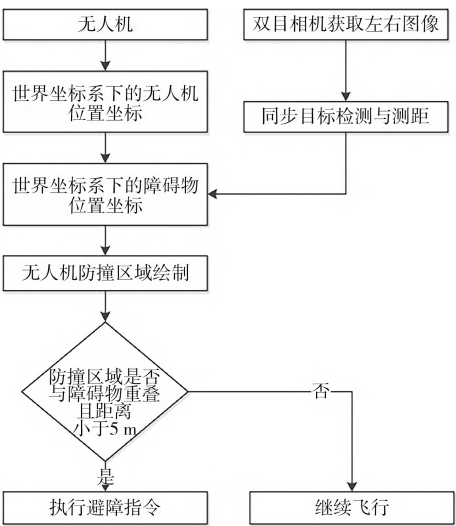


图 8 无人机避障方案

Fig. 8 Obstacle avoidance solution for UAVs

首先,初始化无人机的世界坐标系与双目相机的左相机光心坐标系,使坐标系的原点对应;其次,利用 YOLOv5s-Ghost 网络与特征点匹配得到障碍物的距离 Z ;然后,依据无人机的尺寸与障碍物的相对距离绘制防撞区域;最后,当距离障碍物 $\leq 5\text{ m}$ 且防撞区域与检测框重叠时,执行避障指令,否则按原航向继续飞行。

4 实验结果与分析

4.1 YOLOv5s-Ghost 网络训练及结果

一般模型在进行训练和性能评估时,有很多

数据集可以选择,其中最常用的是 ImageNet 数据集、MS COCO 数据集和 PASCAL VOC 数据集。因为 SIFT-Flow 数据集主要针对自然场景,包括建筑、树、汽车和指示牌等常见障碍物,适合无人机的室外飞行环境,故本次实验选用包含 33 个类别的 SIFT-Flow 数据集作为模型训练和测试的数据集,划分验证子集和训练子集的比例为 1:9。为了降低各方面额外因素对检测的影响,对原始数据集进行 Mosaic 数据增强,即对图像进行随机缩放、随机裁剪和随机排布。YOLOv5s-Ghost 网络训练 Loss 曲线如图 9 所示,测试集平均精度均值 mAP 如图 10 所示,与不同算法性能指标的对比如表 1 所示。

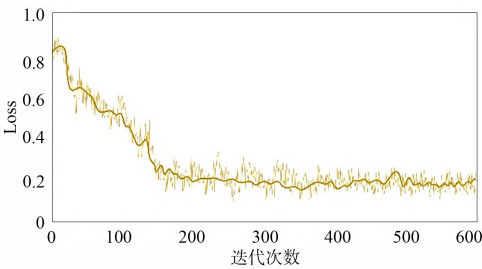


图 9 YOLOv5s-Ghost 网络训练 Loss 曲线

Fig. 9 Training loss curve for YOLOv5s-Ghost network

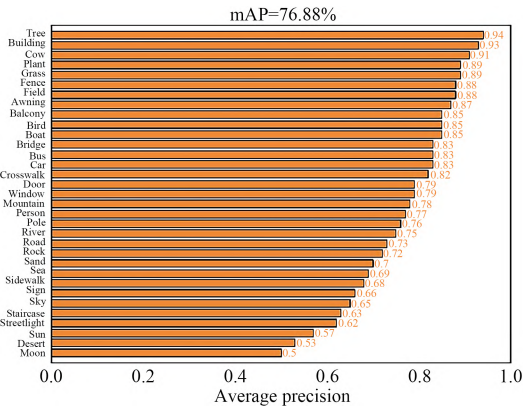


图 10 测试集平均精度均值(mAP)

Fig. 10 Mean average precision (mAP) on the test set

表 1 不同检测算法性能指标的对比

Tab. 1 Comparison of performance indicators for different detection algorithms

模型	mAP/%	平均检测 时间/ms	参数量/M	浮点运 算量/G
YOLOv5s	77.25	0.9	7.2	16.5
YOLOv5s- Ghost	76.88	0.7	5.4	11.5

YOLOv5s-Ghost 网络的目标检测 mAP 达到 76.88%,与 YOLOv5 相比,平均检测精度均值下降 0.37%,检测时间下降 22%,参数量下降 25%。虽然检测准确率有少量降低,但 Ghost 模块对网络的轻量化改进效果明显,有效提高了网络的综合性能。

4.2 双目测距实验

调用 OpenCV 函数库,同时打开左右两个摄像机进行图片采取,共采取了不同角度、不同距离的 20 幅图像对。采取过程中将图像进行平移旋转等多种操作,体现图像的差异性,且保证棋盘格在左右摄像机上的图像显示清晰完整。图 11 是本次实验所获取的 20 组标定图像,标定后计算出旋转向量 R ($-0.006\ 76, -0.002\ 58,$

$-0.000\ 18$)、平移向量 T ($-56.550\ 50, 0.054\ 30, -0.110\ 91$) 和相机内参 K ,相机内参 K 如表 2 所示。



图 11 标定图像

Fig. 11 Calibration images

表 2 左、右相机内参

Tab. 2 Intrinsic parameters of left and right camera

相机	焦距	光心位置坐标	畸变系数数量	偏斜系数
左相机	843.886 64	(676.817 09, 522.237 67)	(0.043 37, -0.054 12, 0.002 05, -0.001 36, 0.000 00)	0.000 00
右相机	843.189 91	(667.508 83, 556.936 52)	(-0.002 81, 0.007 27, -0.005 64, 0.001 13, 0.000 00)	0.000 00

用 a 和 b 分别表示用本文方法测出的目标距离和用激光测距仪测出的目标真实距离,误差 e 可表示为式(14):

$$e = \left| \frac{a - b}{b} \right| \times 100\% . \quad (14)$$

本文对 50 帧图片上的 122 个目标进行定位误差计算,部分距离值及其定位误差值如表 3 所

表 3 测距结果

Tab. 3 Distance measurement results

编号	a/m	b/m	$e/\%$
1	1.35	1.41	4.26
2	1.65	1.56	5.77
3	2.48	2.41	2.90
4	2.90	3.05	4.92
5	5.64	5.53	1.99
6	8.35	8.03	3.99
7	11.67	12.28	4.97
8	12.83	11.88	8.36
9	18.64	17.42	6.70
10	20.15	22.53	10.56
11	23.62	21.02	12.37
12	25.47	22.45	13.40

示,最后求得本文双目测距方法在 0~20 m 范围内的最大误差为 8.36%,平均误差为 4.87%。在大于 20 m 的范围,测距误差超过 10%,且目标检测效果变差,因此,本文算法有效范围是 0~20 m。

4.3 无人机避障系统实验

本实验采用四旋翼无人机搭载 Jetson TX2 嵌入式平台,装入 jetpack4.5,Python 版本为 3.8,使用 ROS 系统与无人机 Pixhawk 飞控固件进行通信,双目视觉模块使用全瑞视讯双目相机,如图 12 所示。实验环境为室外,将树木作为农用无人机的飞行避障目标。无人机实际飞行时,防撞系统的图像如图 13 所示。



图 12 无人机及其组件

Fig. 12 UAV and its components



(a) 无人机执行避障指令
(a) UAV executing an obstacle avoidance command



(b) 无人机按原航线飞行
(b) UAV flying on the original route

图 13 无人机避障系统测试

Fig. 13 Testing of the UAV obstacle avoidance system

在图 13(a) 中,障碍物距离农用无人机 3.28 m,小于 5 m 且防撞区域与障碍物重叠,若无人机继续飞行则会与障碍物目标发生碰撞,

故执行避障指令。因为右侧防撞区域与目标检测框的差集更大,故无人机会向右偏航来躲避障碍物。在图 13(b)中,虽然障碍物与无人机的距离小于 5 m,但无人机中心的防撞区域与障碍物目标检测框交集为 0,故无人机可沿当前航线继续飞行,无需进行避障动作。

5 结 论

本文研究了目标检测神经网络的轻量化方法和无人机自主避障的关键技术,提出一种基于 Ghost 改进的 YOLOv5 轻量化双目视觉无人机避障算法。该避障算法在嵌入式系统中运行的平均 FPS 达到 14.3,并用无人机避障飞行试验证实了该算法具有一定的可行性,准确性和实时性均能达到无人机飞行时避障的实用要求。改进后的网络检测平均准确率为 76.88%,与 YOLOv5 相比,mAP 下降 0.37%,但检测时间下降 22%,参数量下降 25%。该方法对搭载小型嵌入式平台的智能车辆或机器人等避障技术也具有非常重要的作用。本算法使用的避障方式依赖于目标检测的准确性,因此,提高目标检测的准确率将是改进本算法的一个重要方向。

参 考 文 献:

- [1] 李磊,徐月,蒋琪,等. 2018 年国外军用无人机装备及技术发展综述[J]. 战术导弹技术,2019(2):1-11
LI L, XU Y, JIANG Q, *et al.* New development trends of military UAV equipment and technology in the world in 2018 [J]. *Tactical Missile Technology*, 2019(2): 1-11. (in Chinese)
- [2] 闫超,涂良辉,王聿豪,等. 无人机在我国民用领域应用综述[J]. 飞行力学,2022,40(3):1-6,12.
YAN C, TU L H, WANG Y H, *et al.* Application of unmanned aerial vehicle in civil field in China [J]. *Flight Dynamics*, 2022, 40(3): 1-6, 12. (in Chinese)
- [3] 张云燕,魏瑶,刘昊,等. 基于深度强化学习的端到端无人机避障决策[J]. 西北工业大学学报,2022,40(5):1055-1064.
ZHANG Y Y, WEI Y, LIU H, *et al.* End-to-end UAV obstacle avoidance decision based on deep reinforcement learning [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2022, 40(5): 1055-1064. (in Chinese)
- [4] 黄传鹏,毛鹏军,李鹏举,等. 农用无人机自主飞行技术与趋势[J]. 中国农机化学报,2020,41(11):162-170.
HUANG C P, MAO P J, LI P J, *et al.* Research and trend of autonomous flight technology of agricultural UAV [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020, 41(11): 162-170. (in Chinese)
- [5] ZUO C, QIAN J M, FENG S J, *et al.* Deep learning in optical metrology: a review [J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11(1): 39.
- [6] RIVENSON Y, WU Y C, OZCAN A. Deep learning in holography and coherent imaging [J]. *Light: Science & Applications*, 2019, 8(1): 85.

- [7] XUE Z H, GONSALVES T. Monocular vision obstacle avoidance UAV: a deep reinforcement learning method [C]//*Proceedings of the 2nd International Conference on Innovative and Creative Information Technology*. Salatiga: IEEE, 2021: 1-6.
- [8] RUF B, MONKA S, KOLLMANN M, *et al.* Real-time on-board obstacle avoidance for UAVs based on embedded stereo vision [C]//*Proceedings of the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Karlsruhe: ISPRS, 2018.
- [9] LAI Y C, HUANG Z Y. Detection of a moving UAV based on deep learning-based distance estimation [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 3035.
- [10] 袁毅,何旭. 基于无人机视觉的电力巡检线路安全距离自动诊断方法[J]. 制造业自动化, 2022, 44(10): 192-195.
- YUAN Y, HE X. Automatic diagnosis method of safety distance of power inspection line based on UAV vision [J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(10): 192-195. (in Chinese)
- [11] 杨娟娟,高晓阳,李红岭,等. 基于机器视觉的无人机避障系统研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(2): 155-160.
- YANG J J, GAO X Y, LI H L, *et al.* Research on UAV obstacle avoidance system based on machine vision [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020, 41(2): 155-160. (in Chinese)
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [13] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, *et al.* GhostNet: more features from cheap operations [C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle: IEEE, 2020: 1580-1589.
- [14] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, *et al.* Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [C]//*Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York: AAAI Press, 2020: 12993-13000.
- [15] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [16] BOYER R S, MOORE J S. *A Computational Logic Handbook: Formerly Notes and Reports in Computer Science and Applied Mathematics* [M]. Pittsburgh: Academic Press, 2014.
- [17] MARTULL S, MARTORELL M P, FUKUI K. Realistic CG stereo image dataset with ground truth disparity maps [C]//*Proceedings of the ICPR Workshop TrakMark 2012*. Tsukuba Science City, Japan: ICPR, 2012: 117-118.
- [18] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(2): 328-341.
- [19] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

作者简介:



贾一凡,男,硕士研究生,2019年于杭州电子科技大学获得学士学位,主要从事无人机系统视觉导航方面的研究。E-mail:jiayifan97@163.com



白越,男,博士,研究员,2006年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事无人系统动力学、运动学、导航与控制方面的研究。E-mail:bailey@ciomp.ac.cn