

文章编号: 2095-4980(2024)07-0776-05

基于改进 YOLOv5 的树莓派火焰识别系统

邓 力, 谢爽爽, 朱 博, 吴丹丹, 刘全义*

(中国民用航空飞行学院 民航安全工程学院, 四川 广汉 618307)

摘 要: 火灾会对人员与财产安全造成巨大危害, 如何迅速、准确地检测火焰出现具有重要意义。为实现高大空间条件下火焰的准确识别, 设计了一种具有二自由度、可全方位检测环境情况的红外摄像头, 并结合深度学习对目标检测算法 YOLOv5 进行改进; 利用 K-Means 聚类算法匹配出 9 个聚类中心宽高维度替换原网络 anchor 参数; 考虑了目标框相对比例, 对损失函数进行优化, 并用于树莓派上实现火焰识别。测试结果表明: 改进的 YOLOv5 算法在树莓派上单张检测耗时 2.9 s, 较无改进 YOLOv5 算法减少 78%; 系统查准率为 100%, 识别目标框置信度均在 0.9 以上, 能够快速准确识别出火焰。

关键词: 深度学习; YOLOv5 算法; 树莓派; 火焰识别

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022156

Raspberry Pi flame recognition system based on improved YOLOv5

DENG Li, XIE Shuangshuang, ZHU Bo, WU Dandan, LIU Quanyi*

(College of Civil Aviation Safety Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China)

Abstract: Fire disaster can cause great harm to the safety of people and property, and how to detect flame intelligently and efficiently is of great significance. In order to achieve accurate flame recognition under high space conditions, an infrared camera with two degrees of freedom that can detect environmental conditions in all directions is designed, and the target detection algorithm YOLOv5 is improved combined with deep learning. The K-Means clustering algorithm is employed to obtain nine width and height dimensions of clustering center by matching and replace the original network anchor parameters. Considering the relative proportion of the target frame, the loss function is optimized and applied to the Raspberry Pi to achieve flame recognition. The test results show that it takes 2.9 s for the improved YOLOv5 algorithm to detect a single sheet on the Raspberry Pi, which is less than that for the original YOLOv5 algorithm by 78%. The accuracy of the system is 100%, and the confidence of identifying the target frame is above 0.9. The proposed system can identify the flame fast and accurately.

Keywords: deep learning; YOLOv5; Raspberry Pi; flame recognition

随着设计能力的不断提高, 飞机朝着大尺寸、高载货量方向发展。传统的烟雾探测器适用于探测一定空间的烟雾浓度, 当空间变大时, 浓度会变小, 探测准确度会降低, 因此无法适用于新型大飞机的火灾探测系统。针对新型大飞机探测空间增大、探测准确度要求高等问题, 本文采用火焰图像识别方法, 在提供直观图像信息的同时, 能准确识别是否发生火灾。火焰图像识别技术属于人工智能领域, 是近年来的一个研究热点, 正不断向各个领域渗透发展^[1]。目前学术和工业界出现的图像识别算法分成 3 类: a) 传统目标检测算法, 如方向梯度直方图^[2]、支持向量机^[3]; b) 基于候选区域窗深度学习算法, 如 SPP(Spatial Pyramid Pooling)-Net^[4]、Faster R-CNN (Convolutional Neural Networks)^[5]; c) 基于深度学习的回归方法, 如 SSD(Single Shot multibox Detector)^[6]、YOLO (You Only Look Once)^[7]。与传统的目标检测算法先提取特征再进行模型和目标匹配的方式相比, 这些基于深度学习的目标检测算法在识别率上有很大提升^[8], 但复杂的网络结构难以应用在嵌入式设备中, 因此需要优化网络

收稿日期: 2022-08-24; 修回日期: 2022-10-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U2033206; U1933105); 四川省重点实验室重点资助项目(MZ2022JB01); 航空科学基金资助项目(20200046117001); 德阳市科技局重点研发资助项目(2021SZ001); 中国民用航空飞行学院基金资助项目(J2020-120)

结构,减少运算量,实现识别算法与嵌入式设备的结合。韩进等^[9]基于YOLOv3算法改进特征提取网络,树莓派上运行速度可达0.48帧每秒;高宗斌等^[10]通过保留BN层、修改YOLO网络参数,使模型精确度提高59%,并在树莓派上达到6帧每秒的速率。最新识别算法YOLOv5使用Pytorch框架,采用轻量网络结构,方便训练数据集的同时适合部署至嵌入式上运行。

本文对YOLOv5识别算法进行轻量化改进,训练出最优模型权重文件,并将训练得到的模型部署到树莓派上,实现火焰识别功能。

1 系统总体方案

如图1所示,本系统硬件部分由树莓派4b、红外摄像头、蓄电池、伺服电机及机体外壳5部分构成。其中蓄电池为内置电源,向树莓派4b提供5 V/3 A电源,同时减少外接线缆使用;树莓派4b为整个系统核心部件,其作用为:a)与摄像头连接进行火焰图像采集与识别;b)与2个伺服电机连接,通过控制输出高电平时长,实现摄像头2个自由度的转动;c)搭建Web服务器,使用WiFi连接形成局域网,将摄像头实时拍摄内容及识别结果发送至用户。系统分为手动与自动控制两种模式,当用户通过前端界面选择切换控制请求,Web服务器响应这一事件并根据事件请求类型切换控制模式。手动模式下,用户可自行选择符合需求的视角;自动模式下,树莓派定时更换摄像头视角进行识别,当识别火焰后及时向用户发出警报。

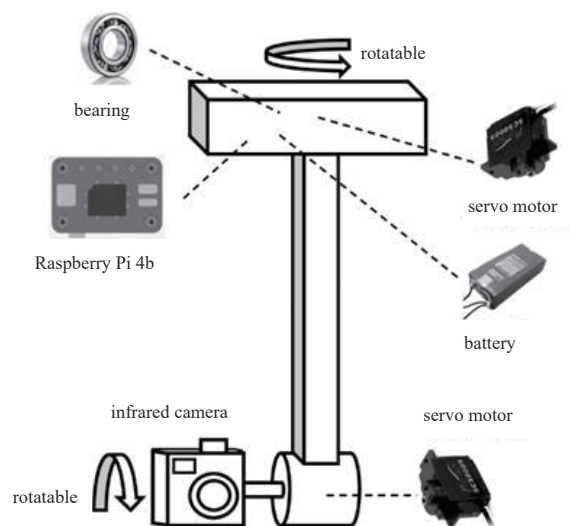


Fig.1 Overall structure of flame recognition system
图1 火焰识别系统整体结构

2 火焰识别功能实现

2.1 YOLOv5 算法简介

YOLOv5是一种基于回归的单阶段目标检测算法,该算法在YOLOv4的基础上改进,并根据不同网络的深度与宽度分为4个版本。YOLOv5网络模型分为4部分:输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、多尺度特征融合模块(Neck)和预测端(Prediction)。Input网络中通过Mosaic数据增强拼接数据集,提高鲁棒性的同时减少GPU(Graphics Processing Unit)运算^[11]。Backbone与Neck网络中改进跨阶段部分连接(Cross Stage Partial, CSP)模块,消除每个瓶颈结构中的一个卷积并减小网络尺寸,使运算速度更快;使用Focus模块,减少卷积成本,增加channel维度,令浮点运算(Floating Point Operations, FLOPs)减少并提升了速度^[12]。由于树莓派硬件性能有限,本文利用YOLOv5算法轻量化的特性,训练自制的火焰数据集,实现火焰图像的识别。

2.2 算法改进

火焰出现区域具有不确定性,识别前需进行先验框选取,先验框的选取直接影响火焰的识别速度与精确度。为快速精准进行识别,首先利用K-Means聚类算法对数据集中火焰图像目标框的宽高进行聚类分析,按照模型网络结构的特征,匹配出9个聚类中心的宽高维度替换原网络配置文件中anchor参数。YOLOv5算法在火焰图像目标框坐标回归计算中采用均方误差(Mean Square Error, MSE),并通过二元交叉熵损失函数计算标签类别概率和识别目标置信度得分的损失^[13]。为减小目标框损失函数受目标框选取的影响,提高收敛性,选取CIoU(Complete Intersection over Union) Loss作为bounding box回归的损失函数:

$$CIoU = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (1)$$

式中: b 和 b^{gt} 分别为2个目标框的中心点; ρ 为目标框之间的欧氏距离; c 为能包含预测框和真实框的最小边界框的对角线的距离; v 为衡量目标框相对比例的一致性系数; α 为权重系数;IoU为预测边框和真实边框的交并比。CIoU Loss优化了2个目标框中心点之间的欧式距离,考虑了目标框相对比例,提升了收敛速度,使检测能力进一步提升。

2.3 数据采集与模型训练

2.3.1 实验环境

基于 Pytorch1.9.0+cuda11.1 深度学习框架, 数据集标注与模型训练均在 CPU 为 18 核 36 线程的 i9-10980XE 上进行, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX2080ti, 显存 11 GB, 内存为 128 GB, 操作系统 Windows。

2.3.2 数据集

数据集图像由树莓派 NoIR 夜视摄像头拍摄, 如图 2 所示, 大小为 640×480 像素。在有光与无光两种条件下拍摄 1 500 张火焰图像及 500 张无火图像; 通过 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算与自适应图片缩放方法对数据集进行丰富, 增强算法鲁棒性; 使用 labeling 工具对增强后的 2 000 张数据集图像进行标注, 以 8:2 的比例将数据集划分为训练集和测试集。



Fig.2 Flame dataset
图 2 火焰数据集

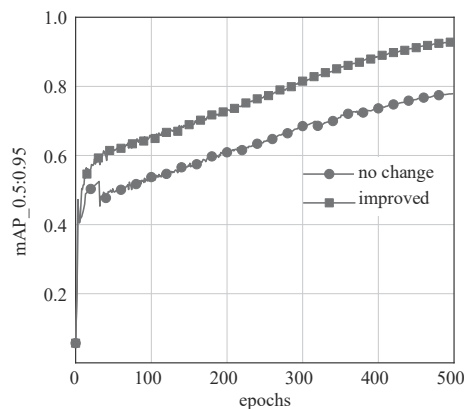


Fig.3 Comparison before and after improving YOLOv5
图 3 YOLOv5 改进前后对比

2.3.3 模型训练

首先加载 YOLOv5s 网络模型, 对模型的超参数进行初始化, 动量因子为 0.937, 权重衰减系数为 0.000 5; 采用余弦退火算法动态更新学习率, 初始学习率为 0.01; 训练次数设置为 500 个 epochs, 随着迭代次数增加, 使用随机梯度下降法对网络中参数进行优化, 并保存最佳网络参数, 生成 pt 模型文件用于火焰识别。模型训练结果如图 3 所示。

3 无线传输及视角控制

3.1 无线传输功能

系统分手动与自动模式。自动模式下摄像头按照预设角度定时进行水平方向旋转, 每隔 3 s 进行一次火焰识别, 若识别出火焰则报警; 手动模式下, 为解决不同系统应用不兼容问题, 通过树莓派搭建 Web 服务器, 任意终端连接至树莓派局域网, 使用浏览器访问 IP 地址进入控制界面, 在控制界面对摄像头拍摄内容进行实时显示, 通过 POST 页面按钮请求对火焰识别系统探测速率、转动速率及系统状态参数进行调节, 通过 WiFi 传输减少了外部线缆使用, 使系统更易部署至新环境, 不同模式流程如图 4 所示。

3.2 视角控制功能

安装 2 个伺服电机实现摄像头水平与垂直方向转动。树莓派与电机连接并供电, 控制水平与垂直方向转动的电机, Signal 信号线连在树莓派不同通用输入/输出 (General Purpose Input/Output, GPIO) 上, 因为电机存在脉宽范围, 通过给定 GPIO 输出端口一定时长高电平, 即可控制伺服电机转动。

4 实验测试与分析

为验证改进 YOLOv5 的树莓派火焰识别系统在真实场景对火焰识别的有效性, 将系统布置在货舱顶部工作, 进行有光与无光条件下不同材料的燃烧实验, 实验结果如图 5 所示, 统计结果如表 1 所示。

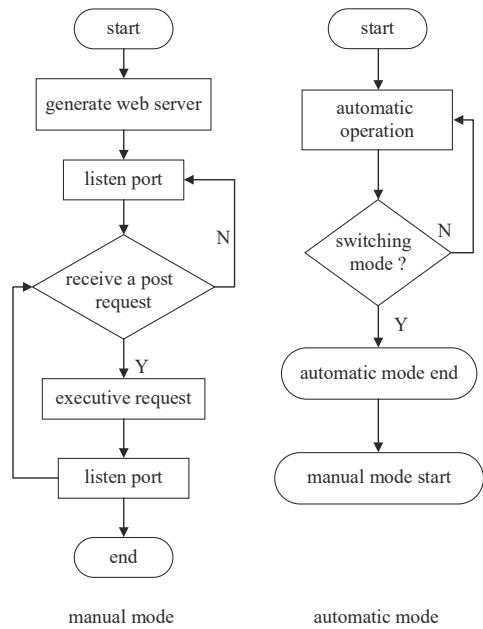


Fig.4 Process of different modes
图 4 不同模式流程



Fig.5 Experimental result
图 5 实验结果

表 1 识别系统测试结果

Table1 Test results of identification system

	no change(Raspberry Pi)	improved(PC side)	improved(Raspberry Pi)
video duration/s	120	120	120
FPS	0.08	100.00	0.35
single time consuming/s	13.20	0.01	2.90
precision ratio/%	82.7	100.0	100.0
fallout ratio/%	6.1	0	0
highest confidence	0.80	0.95	0.95

由图 5 明显看出，改进后，识别目标置信度由 0.7 上升至 0.9，说明识别效果更准确；表 1 中，改进后算法在树莓派上每秒传输帧数(Frames Per Second，FPS)达到 0.35，每张图片识别耗时 2.9 s，较无改动算法耗时减少 78%。由于树莓派自身性能有限，因此不能进行实时火焰识别，需间隔 3 s 进行一次识别；在树莓派上查准率为 100%，说明识别系统在自动模式下发生火灾也能够快速准确识别出火焰；改进后算法在 PC 端与树莓派上识别精确度相同，硬件性能仅影响识别速率。

5 结论

基于改进 YOLOv5 的树莓派火焰识别系统利用树莓派具有 GPIO 接口、无线功能等特点，结合图像识别算法，实现了高大空间识别火焰自动报警的功能，同时通过无线功能可对识别系统进行手动控制，便于用户核实报警真实性。系统内置电源无外部线缆，便于安装，具有 2 个自由度可对环境全方位检测，对未来新型大飞机及高大空间应用具有广阔的市场前景。

参考文献：

[1] 郑远攀,李广阳,李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019,55(12):20–36. (ZHENG Yuanpan, LI Guangyang, LI Ye. Survey of application of deep learning in image recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2019,55(12):20–36.) doi:10.3778/j.issn.1002–8331.1903–0031.

[2] 李菲,李小霞,周颖玥,等. 基于改进 HOG 特征和稀疏表示的手指静脉识别[J]. 传感器与微系统, 2018,37(11):38–41,44. (LI Fei, LI Xiaoxia, ZHOU Yingyue, et al. Finger vein recognition based on improved HOG features and sparse representation[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018,37(11):38–41,44.) doi:10.13873/J.1000–9787(2018)11–0038–04.

[3] 熊昊,李伟. 基于 SVM 的视频火焰检测算法[J]. 传感器与微系统, 2020,39(1):143–145,149. (XIONG Hao, LI Wei. Video flame detection algorithm based on SVM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020,39(1): 143–145,149.) doi: 10.13873/J. 1000–9787(2020)01–0143–03.

- [4] KANG K. Comparison of face recognition and detection models: using different convolution neural networks[J]. Optical Memory and Neural Networks, 2019(28):101–108. doi:10.3103/S1060992X19020036.
- [5] PAN Jin, OU Xiaoming, XU Liang. A collaborative region detection and grading framework for forest fire smoke using weakly supervised fine segmentation and lightweight faster-RCNN[J]. Forests, 2021,12(6):768. doi:10.3390/f12060768.
- [6] 卢鹏,赵亚琴,陈越,等. 复杂背景环境下基于 SSD_MobileNet 深度学习模型的火焰图像识别研究[J]. 火灾科学, 2020,29(3): 142–149. (LU Peng, ZHAO Yaqin, CHEN Yue, et al. Flame recognition in complex environment based on deep learning model SSD_MobileNet[J]. Fire Safety Science, 2020,29(3):142–149.) doi:10.3969/j.issn.1004–5309.2020.03.02.
- [7] 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(CVPR). Las Vegas, NV, USA:IEEE, 2016:779–788. doi:10.1109/CVPR.2016.91.
- [8] 张倩宇,贾维,彭博. 基于深度学习的三叉神经区域自动检测及 TensorRT 加速[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021,19(6): 1065–1069. (ZHANG Qianyu, JIA Wei, PENG Bo. Automatic detection of trigeminal neural region based on deep learning and TensorRT acceleration[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021,19(6):1065–1069.) doi:10.11805/TKYDA2020136.
- [9] 韩进,周昊. 树莓派的 YOLOv3 轻量化算法研究及应用[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2021,21(5):43–47. (HAN Jin, ZHOU Hao. Light-weight improvement in YOLOv3 and application on raspberry PI[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2021, 21(5):43–47.)
- [10] 高宗斌,崔永杰,李凯. 基于 T-YOLO-LITE 树干检测的模型部署方法[J]. 计算机应用与软件, 2021,38(2):132–139. (GAO Zongbin, CUI Yongjie, LI Kai. Model deployment method based on T-YOLO-LITE trunk detection[J]. Computer Applications and Software, 2021,38(2):132–139.) doi:10.3969/j.issn.1000–386x.2021.02.023.
- [11] 王莉,何牧天,徐硕,等. 基于 YOLOv5s 网络的垃圾分类和检测[J]. 包装工程, 2021,42(8):50–56. (WANG Li, HE Mutian, XU Shuo, et al. Garbage classification and detection based on YOLOv5s network[J]. Packaging Engineering, 2021,42(8):50–56.) doi: 10.19554/j.cnki.1001–3563.2021.08.007.
- [12] YAN Bin, FAN Pan, LEI Xiaoyan, et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLOv5[J]. Remote Sensing, 2021,13(9):1619. doi:10.3390/rs13091619.
- [13] 郑皓天,朱俊奇,贾荣田. GA 优化 BP 神经网络在多参量火灾探测中的应用[J]. 消防科学与技术, 2021,40(5):725–729. (ZHENG Haotian, ZHU Junqi, JIA Rongtian. Application of genetic algorithm to optimize BP neural network in multi-parameter fire detection[J]. Fire Science and Technology, 2021,40(5):725–729.) doi:10.3969/j.issn.1009–0029.2021.05.028.

作者简介:

邓 力(1986–), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为民机防火技术、新一代机载火灾探测技术等 .email: bitdengli@163.com.

谢爽爽(2000–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为火灾探测.

朱 博(1995–), 男, 硕士, 主要研究方向为火灾探测.

吴丹丹(1994–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为火灾探测.

刘全义(1987–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为民机材料防火技术、新一代机载火灾探测及灭火技术等.