

古建筑烟火检测智能识别系统设计与实现

任铄琦¹, 王 婷^{2*}, 杨孜豪¹, 李 哲³, 李必飞²

(1. 兰州交通大学机电工程学院, 兰州 730070; 2. 兰州交通大学数理学院, 兰州 730070;
3. 兰州交通大学电子与信息工程学院, 兰州 730070)

摘要: 为检测古建筑火灾, 设计了一款取代人和传统传感器的基于改进 YOLO 算法自动烟火检测和识别的设备, 并进行全天候分析。利用 FPN 解决古建筑中存在不易检测的小火焰问题, 在 CNN 模型基础上建立火焰检测系统; 同时为了提高检测的精度, 降低误报的概率, 在该系统中插入电子传感器, 以便进一步检测温度和烟雾等信号。实验结果表明改进后的算法模型提高了火灾检测的准确性和实时性, 识别准确率可达 96% 以上。

关键词: 火灾检测; 深度学习; YOLO 算法; 小目标检测

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.12179/1672-4550.20220667

Design and Implementation of an Intelligent Identification System for Ancient Building Fireworks Detection

REN Shuoqi¹, WANG Ting^{2*}, YANG Zihao¹, LI Zhe³, LI Bifei²

(1. School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. School of Mathematics and Physics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

3. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In order to detect fires in ancient buildings, a device for automatic smoke and fire detection and recognition based on the improved YOLO algorithm instead of human and traditional sensors is designed and analyzed around the clock. FPN is utilized to solve the problem of the existence of small flames that are not easy to be detected in ancient buildings, and a flame detection system is established on the basis of the CNN model. In order to improve the accuracy of detection and reduce the probability of false alarms, electronic sensors are inserted into this system in order to further detect signals such as temperature and smoke. The experimental results show that the improved algorithm model improves the accuracy and real-time performance of fire detection, and the recognition accuracy can reach more than 96%.

Key words: fire detection; deep learning; YOLO algorithm; small target detection

数据统计显示, 仅在 2009—2019 年的 10 年间, 古建筑火灾事件中国发生了超过 300 起, 全球范围内发生了近 3000 起。这些火灾事件严重威胁着人们的生命和财产安全。因此, 我们以古建筑火灾防护为出发点, 综合运用机械学和计算机深度学习等相关领域的专业知识, 进行古建筑火灾检测训练项目。最终, 我们致力于设计一款高度智能化的火灾防护系统, 旨在实现火灾前期更全面、更高效的预防工作。做好预防为主、防消结合, 真正降低重特大火灾的发生概率, 为人民

的正常生产和生活保驾护航。

当下, 传统的火灾探测方法主要依赖于温度和烟雾等因素, 但检测范围有限、信息单一、反应速度较慢, 且容易受到外部环境因素的干扰。而智能防护系统可分为 3 种类型: 基于深度学习的火灾检测、基于传统机器学习的火灾检测、对传统图像进行处理的火灾检测。然而这些检测方法的特性和决策阈值通常是人工规定的, 无法全面覆盖火灾的各种特征, 一般会受限于局部最优解, 而且在处理不同视频环境时相对单调且泛化

收稿日期: 2022-11-23; 修回日期: 2023-09-18

基金项目: 兰州交通大学大学生创新训练计划项目(DC2210732CX0405, CXXL20230140, CXXL20230141)。

作者简介: 任铄琦(2003-), 男, 本科生, 计算机视觉专业。

*通信作者: 王婷(1973-), 女, 硕士, 讲师, 主要从事大学物理及开放创新实验教学研究。E-mail: wt1234222@sina.com

能力有限,尤其是对于较低分辨率的视频数据适应性不足,无法满足当前数据发展的要求^[1]。综合考虑当前研究现状,在传统基于烟雾、温度等火灾检测因素的基础上,我们还可以通过计算机深度学习技术,在烟雾浓度和温度未达到设定阈值的情况下,提前识别火源或其他可能引发火灾的情况。这一创新方法能够在发出警报的同时,提供更准确的位置信息和场景信息,从而解决了以往火灾检测方法单一和信息反馈有限的问题。

本文设计了一种基于改进的YOLO算法和小目标检测的火灾智能防护系统,旨在扩展火灾检测的维度,并推动相关创新训练项目的开展。

1 小目标检测结构

1.1 数据集标注

使用Labemlig软件标记火焰数据集。数据集中火焰标注为“flame”,人造光源标注为“light”,烟雾标注为“smog”。首先通过这些标签来准确反映图像中的目标类型;然后使用蓝色边框来精确标注目标的位置,确保边框完整地框出目标的轮廓。标注的准确性和一致性对于火焰检测模型的训练至关重要,所以针对火焰的大小,我们将其分为小火苗和大火焰。小火苗标注为“small flames”,大火焰标注为“the fire”。如图1所示。



图1 标注示意图

1.2 特征金字塔

采用特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)来构建目标检测的主干网络(backbone)。不同阶段的特征图具有不同的感受野,同时所表达的信息抽象程度也存在差异。浅层特征图由于其较小的感受野和有限的有效信息,使深层特征图避免检测到过多的背景和冗余噪音,所以通常更适用于检测小目标。而深层特征图感受野比较大就更适用于大型目标的检测^[2]。因此,通过将不同阶段的特征图进行融合,可以显著提升目标检测性能,这就是特征金字塔的核心思想。

我们在古建筑烟火检测智能识别系统的设计中,合理利用FPN构建主干网络可以更好地处理不同大小和复杂度的目标,提高系统的鲁棒性和性能,使系统更具实际应用价值。

如图2所示,Feature maps用蓝色的轮廓指出,更宽的轮廓在语义上表达出更有力的特点。因此,我们利用FPN来平衡分辨率和特征语义,通过将浅层特征与深层特征进行融合,以实现更好的目标检测性能。这个过程包括从前几层提取信息进行多尺度预测,并添加了一条自上而下的路径,以解决低层分辨率不足和前面层高分辨率信息丢失的问题,对小目标检测起到重要作用^[3]。

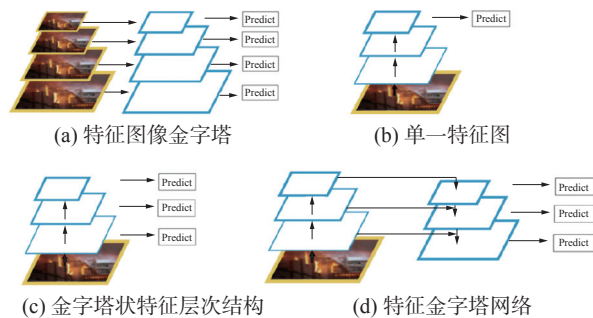


图2 特征金字塔网络结构

在图2(d)中展示了FPN的结构,其与图2(b)和图2(c)相比,具有更精确的预测效率,并能够快速而有效地应对各种目标检测任务。

2 火灾检测系统开发

2.1 数据集准备

我们的数据集汇集了各种来源的图像,包括从附近文物馆调研中收集的火灾图片、从火焰视频中截取的帧画面,以及360°旋转摄像头拍摄的真实火焰照片。此外,我们还通过网络爬虫从谷歌和百度等搜索引擎上收集了古建筑发生火灾的相关图片。总计获得999张图像,这些图像代表了不同情境下的火焰和相关场景。

数据集进行标注后,得到755张用于训练的图像和244张用于验证的图像。在训练数据中包括342张大火焰图像、274张小火苗图像、70张人造光源图像以及69张烟雾的图像。这样的数据多样性将有助于模型更好地理解 and 识别各种火灾相关目标。

为了进一步提升模型性能,我们使用Darknet

进行预训练，以确保模型在后续的火焰检测任务中能够取得更好的效果。这一数据集的建立和准备为古建筑烟火检测智能识别系统的开发提供了坚实的基础。

2.2 火焰检测系统的搭建

1) 采用基于回归的单阶段目标检测器(Flow chart of one-stage object detection)。

2) 模型训练和结果分析

通过查阅资料了解到 YOLO 算法使用 CNN 模型便可以做到目标检测和定位，将红外热像仪捕获到的红外图像和可见光图像的尺寸设定为 448×448×3，然后通过卷积层(convolution layer)、最大池化层(maximum pooling layer)和全连接层(fully connected layer)进行特征提取，得到目标检测对象的监测值^[4]，流程如图 3 所示。通过控制模型的深度和宽度来控制模型大小。使用已完成训练的模型来识别其他图像上的火焰和烟雾，当网络检测到图像中存在火焰和烟雾时，将在目标周围生成边界框，并显示目标是火焰或烟雾的概率。模型性能的评估包括精度、召回率、F1 分数等指标，这些指标可用于验证模型的准确性和效能。根据古建筑中可能出现的火源和可燃物类别，选择合适的数据集进行训练。训练完成后，模型对每张图片进行快速、实时地目标检测和定位，并对识别出的目标图片中的目标区域进行框化，获得目标的位置坐标^[5]。

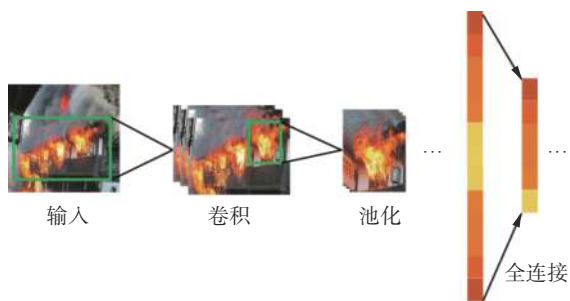


图 3 CNN 模型

3) 系统实现

将项目进行封装，通过 Pycharm把 YOLO 模型应用到监控系统中实现实时的智能检测^[6]。检测流程如图 4 所示。

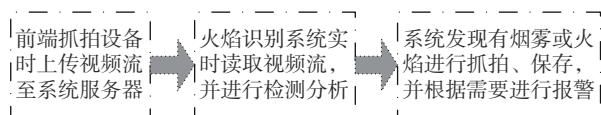


图 4 智能检测流程

4) 系统优化

YOLO 算法在火灾检测系统中能够实现快速的火焰特征检测，但检测精度相对较低。因此，我们引入了电子传感器来提高系统的可靠性。这些传感器用于进一步检测温度、烟雾和其他相关信号^[7]。在系统中，我们预先设定了温度和烟雾的阈值，当这些信号达到阈值时，电子传感器将触发警报。一旦触发警报，报警器将响起，同时通过活动窗口定位警报位置。触发警报的条件如表 1 所示。我们所采用的这种方法能够在快速检测到火焰的同时提高系统的准确性和可靠性。通过设置合适的阈值和条件，我们可以确保只有在真正发生火灾或潜在火灾危险时才会触发警报，从而有效地保护古建筑和人员的安全^[8]。

表 1 报警启动条件

视觉检测系统	电子传感器	是否报警
发出提醒	不发出提醒	不报警
不发出提醒	发出提醒	不报警
发出提醒	发出提醒	报警

5) 小烟雾分类与检测

为了进一步完善火灾检测系统，特别针对市面上烟雾报警器难以精准识别古建筑火灾中的小烟雾问题，我们进行了改进和验证。考虑到古建筑的材质、火源特性以及燃烧条件的复杂性，我们将小烟雾分为 4 个类别：细小烟尘、微小水蒸气烟雾、气溶胶烟雾和化学气体烟雾。将这 4 类小烟雾数据集纳入训练集后，通过使用 SE(squeeze-and-excitation)模块和 1×1 卷积核的特征提取网络，我们实现了更高效的检测性能^[9]。与 Faster R-CNN 和 YOLO-V3 模型的对比结果如表 2 所示。

表 2 小烟雾检测模型评价指标对比结果

评估参数	Faster R-CNN/%	YOLO-V3/%	改进YOLO/%
精度	26.44	56.21	91.77
召回率	17.34	27.42	26.29
平均准确率	12.68	28.13	42.50

通过我们的系统，检测准确率达到 91.77%，实现了对小烟雾的精确检测。这一改进不仅有助于提高系统的火灾检测性能，还解决了传统烟雾报警器在古建筑火灾场景下的识别不足问题。这意味着我们的系统能够更可靠地检测到古建筑火灾中潜在的小烟雾信号，提高了火灾预警和安全保护水平。

2.3 检测损失和准确率

目标检测在 YOLO 算法中被视为回归问题, 因此使用均方误差损失函数。然而, 不同类别的目标可能需要使用不同的权重值来平衡损失函数。准确率是一个重要的指标, 用于评估检测模型对所有目标类别的检测性能。当所有目标类别的重要性相同时, 准确率是一个有参考价值的指标。准确率的计算结果是模型中正确预测的目标数量与所有预测的目标数量之比^[10]。如图 5 所示, 我们可以看到火焰的识别准确率达到 96%。所以在古建筑烟火检测智能识别系统中, 模型对火焰的检测性能非常高。

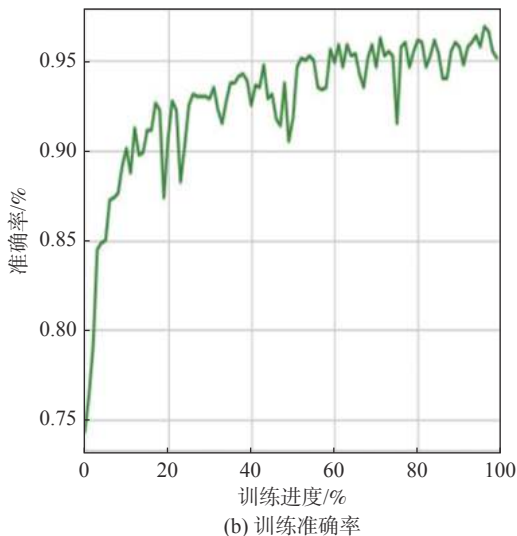
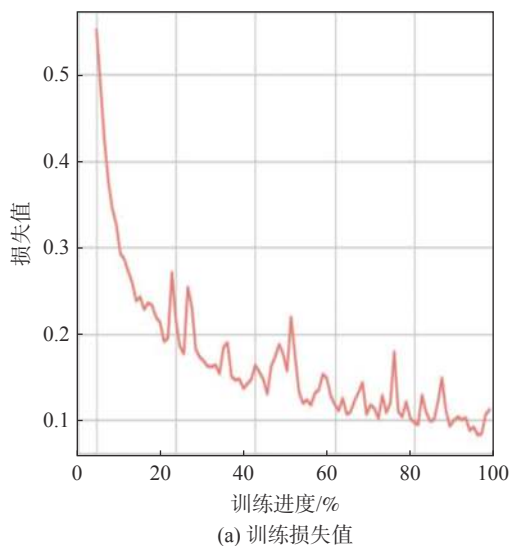


图 5 检测损失和准确率

2.4 混淆矩阵分析

混淆矩阵是机器学习中用于汇总分类模型预测结果的重要工具。它基于实际类别和分类模型

的预测类别, 将数据集中的记录以矩阵的形式进行总结和组织的。在混淆矩阵中, 矩阵的行表示真实的类别, 矩阵的列表示模型的预测类别。混淆矩阵的主要作用是提供了对模型性能的直观了解, 尤其是在某些类别样本的预测表现不佳时, 它能够帮助我们识别哪些类别的样本被模型误分类, 从而有针对性地改进模型的性能。这对于古建筑烟火检测智能识别系统的性能评估和优化非常重要^[11]。如图 6 所示。

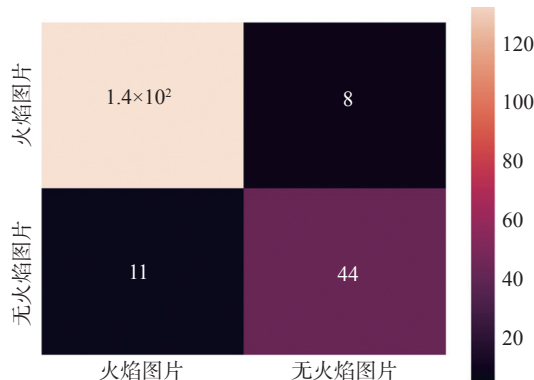


图 6 混淆矩阵

3 火灾检测仪器部署

具体利用深度学习的基础知识和嵌入式系统开发。深度学习是包括卷积神经网络、自编码神经网络和深度网络 3 种模式的模式分析方法的总称, 其主要是使用基于回归的单级目标检测器。通过卷积神经网络对特征进行提取, 然后直接输出目标类别、概率和位置坐标, 从而实现目标检测。嵌入式系统以计算机技术为基础, 以应用为中心, 硬件和软件可以根据功能等要求严格的特殊计算机系统来调整, 用来控制或管理其他设备。利用嵌入式系统开发一种进行图像处理的火灾实时检测系统, 它不仅可以发挥图像处理的优势, 还能充分利用嵌入式系统灵活设置和应用方便的优点, 使火灾探测仪器在实际中得到更好的应用。

在开发板上展开部署图像识别算法和目标检测算法, 使其具有小体积、识别速度快的优点。将开发板部署在微型嵌入式系统中, 这样便在实际应用中不占用大面积公共资源, 不影响古建筑整体美观的同时还可达到古建筑火灾实时监测的目的^[12]。

为使古建筑火源警报可以更加便捷、快速和

准确, 我们设计了一套完善的小程序服务通知系统。在这个系统中, 我们对多个关键方面进行了细致地考量和设计, 以确保其功能的高效性和系统的可靠性^[13]。

系统后台采用云服务器架构可以确保系统持续稳定运行, 这是因为在火灾的紧急情况下, 任何系统中断都可能带来巨大的风险。随后是小程序设计, 它是警卫与系统之间的纽带, 负责接收和传递信息。为了确保警卫和其他相关人员能够轻松快速地使用该系统, 我们注重小程序的续航能力、数据处理能力和用户友好性, 设计了一个直观简单的操作界面, 使工作人员能够轻松地获取实时场景图像并快速判断火源是否存在。同时我们在小程序与云平台之间建立了双向数据交互通道。小程序可以接收来自云平台的信息, 包括火灾图片等。当火灾发生时, 警卫将会立刻收到微信通知, 可以第一时间了解情况^[14]。

在小程序中, 引入了双重保障机制, 以确保信息的及时传达。首先, 我们通过服务通知向警卫处发送火源警报, 提醒警卫进入小程序查看摄像头捕捉到的火源图片。如果确认存在火源, 可以点击确认选项, 此时信息将被发送至平台服务器, 同时平台的报警程序将被触发。如果警卫在 1 min 内未做出确认或误判的回应, 警报信息和火源图片将被传达给消防部门, 由专业人员采取相应措施处理火灾情况。这一系统的细致设计旨在确保对古建筑火源的快速响应和及时处置, 以最大程度地保护人员和古建筑的安全^[15]。

4 结束语

设计了一种基于改进 YOLO 算法的古建筑火灾检测仪, 检测速度快, 与古建筑周围监控系统结合可实现不间断的检测。检测过程采用 FPN 构建方式, 实现高效的小目标检测; 通过滑动窗口搜索方式可以对着火点进行定位; 视觉检测与传感器结合, 大大降低误检率。

通过完成古建筑火灾检测训练项目, 学习了

深度学习、卷积神经网络等相关知识, 同时锻炼了解决问题能力和创新能力, 落实了国家立德树人根本任务, 培养了科学精神、自主学习、责任担当、实践创新 4 大素养。

参考文献

- [1] 李赞. 基于深度学习的火灾检测研究与实现[D]. 银川: 宁夏大学, 2021.
- [2] 李杰, 邱选兵, 张恩华, 等. 基于卷积神经网络的火灾识别算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(S2): 173-177.
- [3] 张坚鑫, 郭四稳, 张国兰, 等. 基于多尺度特征融合的火灾检测模型[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, 42(5): 13-18.
- [4] 蒋文萍, 蒋珍存. 基于多重迁移学习的 Yolo V5 初期火灾探测研究[J]. 消防科学与技术, 2021, 40(1): 109-112.
- [5] 米锐. 火灾图像自动监测技术的研究与开发[D]. 成都: 四川大学, 2003.
- [6] 彭毅弘, 郑凌云. 基于无线 ZigBee 技术的隧道监测系统的设计[J]. 仪表技术与传感器, 2018(11): 68-71.
- [7] 党敬民, 于海业, 宋芳, 等. 应用于早期火灾探测的 CO 传感器[J]. 光学精密工程, 2018, 26(8): 1876-1881.
- [8] 汤明, 郑婧, 黄文婷, 等. 基于 ZigBee 的无线振动传感器设计与实现[J]. 传感技术学报, 2018, 31(2): 312-318.
- [9] 郑文光. 基于 ZigBee 技术的煤场煤仓火灾报警系统的设计[J]. 工业安全与环保, 2018, 44(9): 68-71.
- [10] 赵亚琴. 基于模糊神经网络的火灾识别算法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(2): 369-373.
- [11] 付小千, 杨永斌, 张骞. 基于机器学习的区域火灾分布特征分析方法[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(5): 651-654.
- [12] 陈刚. 基于卷积神经网络的森林火灾识别系统的研究与设计[D]. 南京: 南京林业大学, 2023.
- [13] 曾思通, 童晓薇, 沈培辉. 无线多传感器信息融合的火灾检测系统设计[J]. 湖北理工学院学报, 2019, 35(6): 23-27.
- [14] 黄凯奇, 陈晓棠, 康运锋, 等. 智能视频监控技术综述[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1093-1118.
- [15] 吕忠, 阳世群, 高鹏. 电气火灾引火源消控装置研究[C]//2018中国消防协会科学技术年会论文集. 北京: 知识出版社, 2018: 66-69.

编辑 葛晋