

基于改进 YOLOv5s 的焦炉烟火识别算法

刘一铭¹, 张运楚^{1,2}, 周燕菲¹, 张欣毅¹

(1. 山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101;

2. 山东省智能建筑技术重点实验室, 济南 250101)

摘要: 针对炼焦厂烟火排放全天候环保监测的要求, 提出了基于改进 YOLOv5s 的焦炉烟火识别算法; 该算法以 YOLOv5s 为基础网络, 在主干网络 Backbone 中添加 CBAM 注意力机制模块, 使网络更加关注重要的特征, 提升目标检测的准确率; 新增 FReLU 激活函数代替 SiLU 激活函数, 提高激活空间的灵敏度, 改善烟火图像视觉任务; 在自建数据集中烟、火样本标签基础上, 增加灯光标签来解决强灯光对火焰识别的干扰, 并通过分流训练、检测的方式来解决昼夜场景的烟火检测问题; 在自建数据集上做对比实验, 更换激活函数后, 联合 CBAM 模块的 YOLOv5s 模型效果最佳; 实验结果显示, 与原始 YOLOv5s 模型相比, 在白天场景下的烟火识别 mAP 值提升了 6.7%, 在夜间场景下的烟火识别 mAP 值高达 97.4%。

关键词: 烟火识别; YOLOv5s; 注意力机制; 激活函数; 目标检测

Recognition Algorithm for Coke Oven Smoke and Fire Based on Improved YOLOv5s

LIU Yiming¹, ZHANG Yunchu^{1,2}, ZHOU Yanfei¹, ZHANG Xinyi¹

(1. School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2. Shandong Key Laboratory of Intelligent Buildings Technology, Jinan 250101, China)

Abstract: For the requirements of all-weather environmental monitoring of smoke and fire emissions in coke plants, a coke oven smoke and fire recognition algorithm based on improved YOLOv5s is proposed; the algorithm uses YOLOv5s as the base network and adds the attention mechanism module of convolutional block attention module (CBAM) to the backbone network, it makes the network pay more attention to the important features and improve the detection accuracy of targets; a new Sigmoid weighted liner unit (FReLU) activation function replaces the funnel rectified linear unit (SiLU) activation function to improve the sensitivity of the activation space and the smoke and fire image vision task; on the basis of smoke and fire sample labels in the self-built dataset, the light labels are added to solve the interference of strong lights on flame recognition, and the smoke and fire detection problem of day and night scenes is achieved by the shunting training and detection; Through the comparison experiments on the self-built dataset and replacing the activation function, the experimental results for the joint CBAM module show that the mAP value of smoke and fire detection in the day scene is improved by 6.7% than that of the original YOLOv5s model, and the mAP value of smoke and fire recognition in night scenes reaches 97.4%.

Keywords: smoke and fire recognition; YOLOv5s; attention mechanism; activation function; target detection

0 引言

烟火检测广泛应用于火灾预防、安全监控等领域。随着经济的发展, 环境污染成为全球亟待解决的问题, 白色垃圾、秸秆和工业废物等物质的焚烧会造成严重的环境污染, 降低大气质量。焦炉在装煤、平煤和推焦过程中, 会出现跑烟、冒火等问题, 不仅会对大气环境造成污染, 同时也会对焦炉本身产生不利影响。因此, 对焦炉生产过程中烟火自动检测和统计, 有利于促进焦炉的安全生产和工艺设备改进, 降低大气污染。

传统的火焰烟雾检测方法大多根据火焰的 4 个特征

(即颜色、扰动、火焰局部形态、颜色分布) 来实现火焰检测。沈诗林^[1]提出了一种相关性算法, 利用火焰的振荡特征, 分析火焰图像的 R、G、B 三个分量对相关性的影响, 为视觉火灾检测系统提出了有效判断标准。汪锦^[2]提出了一种火焰检测方法, 基于粒子群优化算法, 采用二维最大完整阈值选择方法, 结合火焰的动态和静态特征, 具有高鲁棒性、高识别率和高灵敏度, 适用于大规模火灾监控识别。吴茜茜^[3]提出的火焰检测算法, 结合了圆度、矩形和重心高度系数, 将融合的火焰特征输入支持向量机进行分类, 提高了火焰检测的速度和鲁棒性, 有效识别了火焰可

收稿日期: 2023-05-25; 修回日期: 2023-06-30。

基金项目: 国家自然科学基金(62003191)。

作者简介: 刘一铭(1999-), 女, 硕士。

通讯作者: 张运楚(1968-), 男, 博士, 教授, 硕导。

引用格式: 刘一铭, 张运楚, 周燕菲, 等. 基于改进 YOLOv5s 的焦炉烟火识别算法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(5): 186-192, 200.

疑区域。

近年来,深度学习在目标检测领域迅速发展。陈浩霖^[4]提出了一种基于UO-Net模型的火焰检测方法,通过使用多卷积核组合结构来减少特征提取网络层的通道数量,并使用图像分割网络注意力图来指导检测模型对火焰进行检测,从而提高了火焰检测模型的性能。陈培豪^[5]使用混合高斯建模方法进行运动检测,对运动图像使用集成学习Adaboost算法来提取火灾的可疑区域,最后使用轻量级神经网络Mobile-Netv3来提取火灾的可疑区域从而进行火灾检测。李欣健^[6]利用深度可分离卷积改进了火焰检测模型的网络结构,并利用很多种数据增强技术与基于边框的损失函数来提高精度;通过调整参数,在嵌入式移动网络中实现了1毫秒内的实时检测,有效解决了检测遗漏小尺寸火焰的问题。缪存可^[7]提出了一种基于多特征融合的神经网络视频火焰检测方法,通过分析火焰区域与整个视频区域的YCbCr平均值之间的关系,利用TensorFlow构建卷积神经网络,最终实现对视频火焰的精确检测。孙维亚^[8]提出了一种基于深度学习卷积神经网络目标检测算法的轻便且高效的视频火焰检测算法,使用基于混合高斯模型的运动检测算法,将火焰目标检测结果合理化,效率高并且资源消耗低,在自建的火焰数据集进行检测实验,准确率达到98.94%。

柳同军^[9]提出了一种基于烟火检测的秸秆焚烧检测方法,它以YOLOv3目标检测算法为基础,针对秸秆焚烧现象,进行了相应的改进优化,来实现了对于秸秆焚烧现象进行检测的目标。李琳^[10]针对在农田等复杂场景、干扰较多的环境下烟火检测性能低的问题,对改进SSD模型与经典SSD模型、YOLOv3模型及Faster R-CNN模型进行对比测试,实验结果表明改进SSD模型较其他3种模型mAP分别提高18.5%、20.3%和17.7%,帧率FPS分别提高18、30和24。改进SSD模型更契合复杂场景下的烟火目标检测,对小目标检测效果更好。朱悦^[11]提出了一种基于深度学习的轻量化火焰烟雾检测算法,使用one-stage目标检测方法中的YOLOv4作为火焰烟雾检测的模型框架,提高了运行速度,更有利于模型搭载在摄像头等嵌入式设备上,实现了火焰和烟雾的实时检测,从而促进了烟火检测在环保领域的推广。

对焦炉生产过程中烟火检测的研究文献较少。本文针对炼焦过程中全天候烟火排放环保检测的要求,对YOLOv5s算法进行改进,在结合主流的注意力模型SE(Squeeze and Excitation)模块和卷积块注意力CBAM(Convolutional Block Attention Module)模块的基础上,将SiLU(Sigmoid Weighted Linear Unit)激活函数替换为FReLU(Funnel Rectified Linear Unit)激活函数,提出了一种基于YOLOv5s改进的烟火检测识别算法。

为解决夜间工作照明灯被误检为火焰的问题,分别自建白昼、夜间场景数据集时,在火焰、烟雾样本类别标签的基础上,增加了灯光类别标签。将网络开源数据集与自

建数据集使用原始YOLOv5s模型进行分类训练、检测,将3种分类结果进行对比分析。实验结果表明,当训练、测试数据集场景统一时检测效果最好,训练集和测试集均为夜间场景时准确率高达96.8%。将改进模型与原始模型训练、测试结果进行对比,最终得到使用“YOLOv5s+CBAM”模型训练,当训练、测试集均为夜间场景时准确率高达97.1%,当训练、测试集均为白天场景时准确率与使用原始YOLOv5s模型训练结果相比提升了4.4%。将“YOLOv5s+CBAM”模型中的激活函数替换为FReLU激活函数后,当训练、测试集均为夜间场景时准确率高达97.4%,当训练、测试集均为白天场景时准确率与使用原始YOLOv5s模型训练结果相比提升了6.7%,表明在添加CBAM注意力模块的基础上将激活函数替换为FReLU的YOLOv5s网络模型对焦炉烟火检测识别具有很好的可靠性。

1 焦炉烟火检测存在的主要问题

炼焦厂在每座焦炉的焦侧、机侧以及煤塔侧均架设视频监控点位,分别用于监视焦炉焦侧、机侧以及炉顶生产现场,如图1~3所示。焦炉两侧根据焦炉中心线粗略划分,有拦焦车或熄焦车的一侧称为焦炉焦侧,有推焦车或装煤车的一侧称为焦炉机侧。

图1是5#焦炉生产现场监控视频截图,区域①为焦侧炉门,煤饼可以通过此炉门进入焦炉内部;区域②为熄焦车,用于将由拦焦车导出的1000摄氏度左右的焦炭,运输到熄焦室进行熄焦,最后将熄灭的焦炭运到指定地点;区域③为拦焦车,在铁轨上可以运行,主要用于开、关焦炉焦侧的炉门,将从焦炉炭室内推出的炽热焦炭引导至熄焦车内。

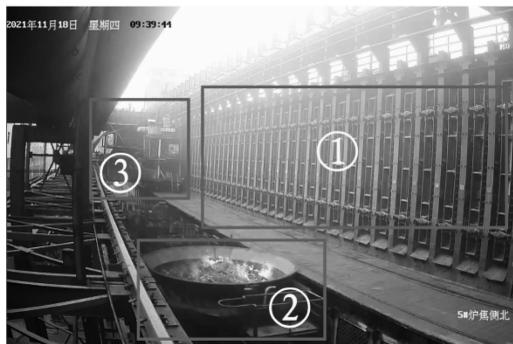


图1 生产现场的5#炉焦侧

图2为6#焦炉生产现场监控视频截图,区域④为机侧炉门,当此炉门关闭时,炭化室会与大气隔绝,此炉门打开时,可以将焦炭推出;区域⑤为装煤车,在焦炉的顶部运行,在炉顶进行装煤作业,把炼焦煤原料装入刚推完焦的空炭化室;区域⑥为推焦车,其主要功能是去和关焦炉机侧炉门,将焦炉内成熟的红焦从炭化室中推出。

图3为煤塔侧面监控拍摄的炉顶生产现场的视频截图,方框内区域为炉顶的工作区域,就是焦炉顶的小炉门,当平煤杆进入炭化室(焦炉)平煤时,必须要先打开小炉门,过程中会出现冒烟、冒火现象^[12];而且由于焦炉在生产过

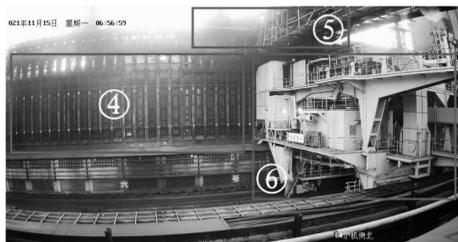


图 2 生产现场的 6# 炉机侧

程中一直处于高负荷生产状态，再加上焦炉设备的老化，焦炉炉门的密封性越老越差，经常出现冒烟的问题。焦炉最大的污染排放是在推焦和装煤过程中^[13]，从装煤开始到平煤开始前，下煤还没有完成，在装煤过程中未达到平煤量时，提前打开小炉门进行平煤，会导致大量的荒煤气从小炉门逸出。



图 3 生产现场的炉顶

焦炉在装煤、平焦和推焦过程中，会出现跑烟、冒火等问题，不仅会对大气环境造成污染，同时也会对焦炉本身产生不利影响。针对焦炉实际生产现场的火焰、烟雾检测需解决以下问题：

1) 工厂生产现场中的环境比较复杂，监控摄像为 24 小时工作。白天的监控图像为彩色图像，夜间为灰度图像，然而火焰比较重要的特征之一就是颜色，所以这对烟火检测识别造成了一定的困难。图 4 为监控摄像头下的昼夜对比图。



(a) 白昼焦炉现场图像 (彩色图像)



(b) 夜晚焦炉现场图像 (灰度图像)

图 4 昼夜对比图

置高亮度的灯进行照明，灯光亮度高，这可能会将灯光误识别为对火焰。图 5 为夜间焦炉现场的灯光干扰。



图 5 夜间焦炉现场的灯光干扰

为解决上述问题，对 YOLOv5s 模型进行注意力机制添加和激活函数替换，实现对工业现场的烟火识别。注意力机制^[14]能够有效地分配计算资源，并被广泛用于自然语言处理、统计学习、图像识别、语音识别和其他领域。当一个场景进入人类的视野时，我们往往首先关注场景中的几个关键点，如动态点或鲜明的色彩，而静态场景的其他部分可能被暂时忽略。在目标检测领域中，将注意力机制引入到目标检测算法中是一种提升性能的重要手段。激活函数^[15]作为深度学习算法的重要组成部分，可以为神经网络引入非线性因素，有利于网络性能的提升。激活函数本身的性质决定了操作过程中的优势和劣势。因此，选取合适的激活函数对检测结果也有很大影响。

2 焦炉烟火检测模型的设计

2.1 YOLOv5s 模型

2020 年 Ultralytics^[16]发布了 YOLOv5 的第一个正式版本。YOLOv5 是一种单阶段目标检测算法，它在 YOLOv4 的基础上增加了一些新的改进思路，使其在速度和准确性方面都有明显的性能提升和改进。

YOLOv5 按大小分为 4 个模型 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x，其中 YOLOv5s^[17]作为其他版本的基础，是 4 个模型里文件最小的，并且也是深度最小、特征图的宽度最小的，其权重文件体积只有 YOLOv4 的 1/9 左右。YOLOv5s 将整个网络结构分成输入端、Backbone、Neck、Prediction 四个部分^[18]，网络结构见图 6。

输入端表示输入的图片，大小为 640×640 。采用 Mosaic^[19]数据增强，提高模型的训练率和网络精度，对小目标的检测有很好的效果；对不同的数据集可采用自适应锚框计算，每次对不同的训练集自适应计算出最佳锚框值；对不同的图像长度和宽度可采用自适应图像缩放，对原始图像自适应增加最少的黑边。

Backbone 部分^[20]包含 Focus 结构和 CSP 结构，Focus 结构的关键点是切片操作，原始 $640 \times 640 \times 3$ 的图像被插入 Focus 结构中，通过切片操作将其转换为 $30 \times 30 \times 1$ 的特征图，然后通过 3 个卷积核的卷积操作将其转换为 $30 \times 30 \times 3$ 的特征图；YOLOv5s 网络中有两种 CSP 结构，一种 CSP_1_X 结构用于 Backbone 骨干网络，另一种 CSP_X 结构用于 Neck。

2) 天色暗下来的时候为了提高工作效率，工作人员设

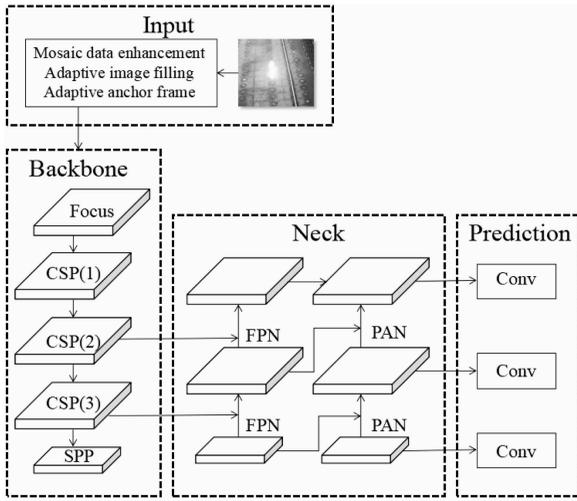


图 6 YOLOv5s 网络结构图

Neck 部分^[21]位于 Backbone 和 Prediction 之间, 将图像特征传递给 Prediction 部分。本部分采用 FPN+PAN 结构, 并采用 CSPNet 设计的 CSP 结构来提高网络特征的融合能力。Prediction 部分^[22]对图像的特征进行预测, 生成边界框并预测目标种类。GIOU_Loss (Generalized Intersection over Union) 被用作目标边界框的损失函数, GIOU_NMS 非极大抑制被用来筛选多个目标。

2.2 注意力机制

2.2.1 SE 模块

SENet^[23]将注意力与卷积通道相结合, 获得了 ImageNet 2017 竞赛分类任务冠军。从此, 人们开始对通道注意力加以研究。CNN 网络的核心是卷积算子, 使用卷积核从输入特征图中获得输出特征图, 通常涉及降低特征图的空间维度和增加通道维度。卷积操作可以认为是在不断抽取空间上的特征信息, 并将这些信息加以区分的映射到不同的高维通道的过程。然而, 卷积后的特征图通道维数较大, 模型需要对不同通道进行区分。为此, SENet 提出了 Squeeze and Excitation (SE) 模块, 如图 7 所示。

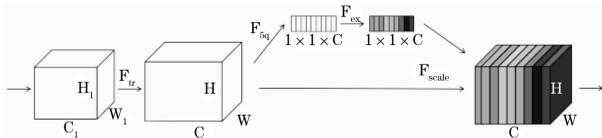


图 7 SE 模块结构图

SE 模块首先通过全局平均池化对输入特征图进行降维, 得到不同通道上的全局特征, 然后对这些全局特征进行压缩重组, 得到不同通道的权重, 最后将这些权重分配到各自的通道维度获得最终输出特征。SE 模块本质上是在通道维度上通过加权重特征图, 赋予那些具有重要特征的通道更高的权重, 使模型更加关注重要的通道特征, 忽略那些不重要的通道特征。

2.2.2 CBAM 模块

Sanghyun Woo^[24]等人于 2018 年首次提出了将通道注

意力和空间注意力相融合的混合注意力模块 CBAM (Convolutional Block Attention Module)。CBAM 的创新之处不仅在于通过 GAP 和 GMP 设计了一个新的通道注意模块, 借鉴了 SENet 的思路, 而且还设计了一个混合注意模块, 将通道注意和空间注意结合起来, 可以整合到其他现有的网络结构中, 具体结构如图 8 所示。

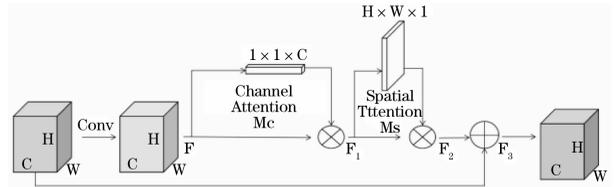


图 8 CBAM 模块结构图

2.3 激活函数 FReLU

MEGVII^[25]提出了一个概念上简单但很高效的漏斗激活函数图像识别任务, 称为漏斗激活函数 (FReLU, funnel rectified linear unit), 它扩展 ReLU (Rectified Linear Unit) 和 PReLU (P-parametric Rectified Linear Unit) 到 2D 激活, 它在激活函数阶段实现了像素级的空间信息建模能力, 解决了激活函数的空间未知数问题, 使复杂的视觉布局可以用规则的卷积法来捕捉, 并赋予模型像素级的建模能力。在 ImageNet、COCO 检测和语义分割任务中进行了实验, 结果显示 FReLU 在视觉识别任务中明显更好、更稳健。

FReLU 使用的函数与简单的非线性函数 $\max(\cdot)$ 相同。如图 9 所示, FReLU 将条件部分扩展为二维条件, 取决于每个像素的空间环境。

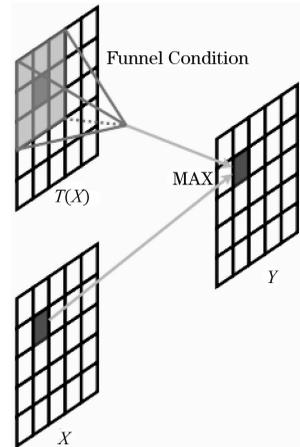


图 9 漏斗式激活^[25]

如上图所示, Funnel Condition 被定义为 $T(x)$ 。为了实现空间条件, 使用参数汇集窗口来创建空间依赖性, 定义激活函数:

$$f(x_{c,i,j}) = \max(x_{c,i,j}, T(x_{c,i,j})) \quad (1)$$

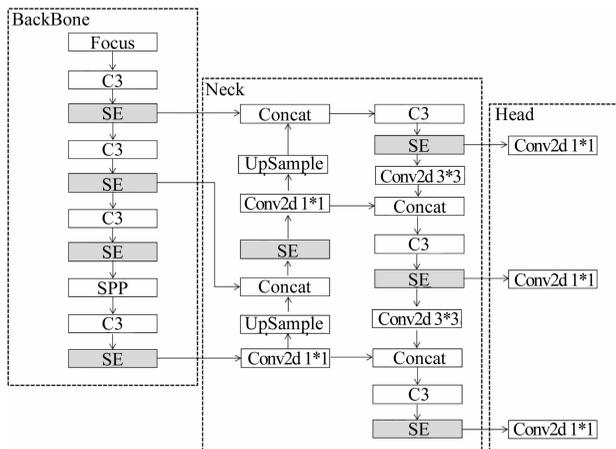
$$T(x_{c,i,j}) = x_{c,i,j} p_c^w \quad (2)$$

式中, $x_{c,i,j}$ 是 c 通道上非线性激活 $f(\cdot)$ 的输入像素, 在二维空间位置 (i, j) ; 函数 $T(\cdot)$ 表示漏斗条件, $x_{c,i,j}^w$ 表示以 $k^h \times k^w$ 参数汇集窗口为中心的 $x_{c,i,j}$, p_c^w 表示这个窗

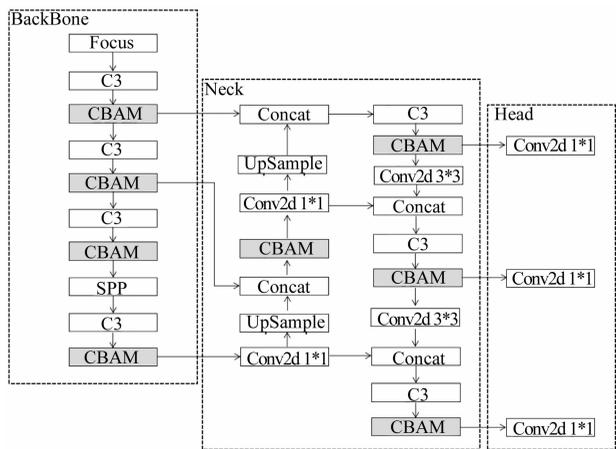
口上的系数，它在同一个通道，(·)表示点乘。

2.4 改进的 YOLOv5s 的网络模型

将注意力机制 SE 网络模块和 CBAM 网络模块分别应用在 YOLOv5s 网络的骨干特征提取网络的每个多尺度特征输出的位置，用于对每个尺度下特征图的各通道或各空间进行特征重标定，以提升原始 YOLOv5s 网络的特征提取能力。设计的引入注意力机制模块的改进型 YOLOv5s 网络结构示意图如图 10 所示，并且分别命名为 SE-YOLOv5s 网络和 CBAM-YOLOv5s 网络。



(a) SE-YOLOv5s



(b) CBAM-YOLOv5s

图 10 改进 YOLOv5s 网络结构示意图

3 实验与结果分析

3.1 构建数据集

本文所使用的数据集由两部分组成，一部分来自网络的开源数据集，另一部分来自某炼焦厂。网络开源数据集为未标注图片，共有 1 000 张，全部为白天场景。来自炼焦厂的数据集为视频监控摄像机拍摄的焦炉生产现场，监控覆盖每座焦炉的焦侧南、焦侧北、机侧南、机侧北、煤塔侧面。本实验从监控视频中截取了 1 280 张照片，其中包括 780 张白天场景和 500 张夜间场景。原始数据集共 2 280 张，涵盖了不同光照条件下的火焰烟雾图像数据，白天正常光

照下的图像为彩色图像，夜间监控摄像头会自动转化为红外摄像头，故夜间的图像为灰度图像。同时，针对工厂工作人员在夜间工作时需要高亮度灯光照明，会对火焰的识别产生严重干扰的问题，采取添加灯光标签的方法来区分灯光和火焰。

本实验数据集集中的所有图像数据均为 jpg 格式，使用 LabelImg 标注工具进行手工标注矩形框，标注过程中将火焰、烟雾以及灯光的标签值分别设置为‘fire’‘smog’以及‘light’，并以 PASCAL VOC 格式保存 XML 文件，标注后的图片如图 11 所示。

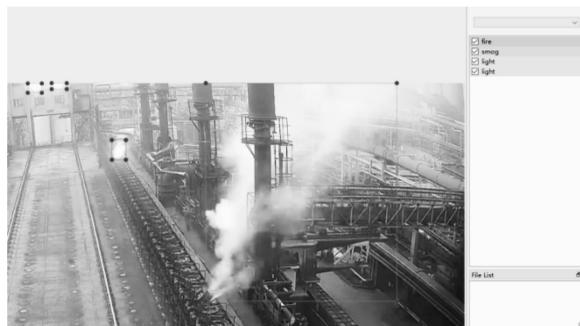


图 11 标注后的视频帧

实验原始数据集为 2 280 张，经过数据增强操作扩充后的数据集为 10 400 张，其中包括 2 000 张网络数据集和 8 400 张工厂私有数据集。考虑到不同光照条件，将 10 400 张数据集按饱和度高低分为白天（饱和度高）和夜间（饱和度低）两个场景，其中白天场景占 4 900 张，夜间场景占 5 500 张。数据集包括了 3 种类别，分别为 fire、smog 以及 light，其中 fire 表示火焰、smog 表示烟雾、light 表示灯光。同时，将数据集按照 8 : 1 : 1 的比例划分为训练集、测试集和验证集。

3.2 模型训练

本文实验硬件为 PC，硬件平台为 Intel (R) Core (TM) i5-9500F CPU @ 3.00 GHz、8 GB RAM，操作系统为 Windows10 64 位系统，显卡型号为 Radeon 520，实验软件开发环境为 python，深度学习框架为 Pytorch。

深度学习^[26]技术因为能自动提取图像细节与特征，被广泛应用于各个领域，包括图像分割、目标检测等。而超参数^[27]的设置对于深度模型的学习能力有很大影响，为深度学习模型选择合适的超参数可以进一步提高深度学习模型的学习能力以及实用性。

根据现有的烟火数据集，本实验在训练的过程中，参数训练采用 SGD 优化算法，具体的训练参数设置情况如下：初始学习率 (lr0) 为 0.01，最终衰减速率 (lr0 * lrf) 为 0.001，学习率动量 (momentum) 为 0.937，权重衰减 (weight-decay) 为 0.000 5，权重文件 (weights) 是 yolov5s.pt，迭代次数 (epochs) 为 50，批处理大小 (batch-size) 为 4，输入图像分辨率 (imgsz) 为 640 px，采用 GIOU_Loss 作为损失函数，损失权值 box 为 0.05、cls

为 0.5、obj 为 1.0。

3.2.1 原始模型

针对监控 24 小时工作, 所得到数据集白天为彩色图像、夜间为灰度图像的问题, 采取分组对比训练的方法解决。本小节采用 YOLOv5s 目标检测模型, 分 3 种情况进行训练:

第一种是混合训练, 其中, 训练集为白天和夜间场景混合, 测试集同样是白天夜间场景混合。第二种是分流训练, 其中, 训练集为白天场景时测试集也为白天, 训练集为夜间场景时测试集也为夜间。第三种是交叉训练, 其中, 训练集为白天场景时测试集为夜间, 训练集为夜间场景时测试集则为白天。

需要说明的是, 3 种情况的训练均满足训练集、测试集及验证集之比为 8: 1: 1。同时, 第二种情况——分流训练中, 白天场景的数据集为网络开源和工厂自建混合, 而其余两种情况中的白天场景数据集均为工厂自建的白天场景数据集。具体情况见表 1。

表 1 3 类情况的训练、测试集详情

	训练集		测试集、验证集	
	白天	夜间	白天	夜间
混合训练	1 600 张 (工厂自建)	1 600 张 (工厂自建)	200 张 (工厂自建)	200 张 (工厂自建)
分流训练	1 600 张(网络开源)+1 600 张 (工厂自建)	3 200 张 (工厂自建)	200 张(网络开源)+200 张 (工厂自建)	400 张 (工厂自建)
交叉训练	2 420 张 (工厂自建)	2 420 张 (工厂自建)	190 张 (工厂自建)	190 张 (工厂自建)

3.2.2 注意力机制

本小节采用改进后的 YOLOv5s 目标检测模型, 即添加注意力机制模块的 YOLOv5s 模型进行训练。分别采用添加 SE 模块的 YOLOv5s 模型和添加 CBAM 模块的 YOLOv5s 模型进行训练, 数据集配置和超参数和原始 YOLOv5s 模型保持一致, 训练方法选择分流训练方式。

3.3 实验结果对比分析

3.3.1 评价指标

本实验使用 mAP (Mean Average Precision)^[28] 作为目标检测模型的评价指标。精准率 P 是预测为正例的数据里预测正确的数据个数, 召回率 R 是真实为正例的数据里预测正确的数据个数, 计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

其中: TP 表示正确识别标签的数量; FP 表示错误识别标签的数量; FN 表示漏识别标签的数量。根据公式 (3) 和 (4) 可以绘制出 P-R (Precision-Recall) 曲线^[29], 对 P-R 曲线的 Precision 值作均值处理, 可计算得单类别的平均精度 AP (Average Precision)。 mAP 是各个分类准确率

AP 的平均值, mAP 的有关计算公式如下:

$$AP_i = \int_0^1 p(r) d(r), i = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

$$mAP = \frac{\sum AP_i}{n}, i = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

其中: p 为精准率, r 为召回率, n 为类别数。

3.3.2 YOLOv5s 原始模型

由于实验过程分了 3 种情况进行训练, 所以实验结果相应地分 3 种情况进行分析, 选取 mAP 作为评价指标, 综合 3 种情况的实验结果可得表 2。

由表 2 可知, 交叉训练的效果较差, mAP 值不足 50%; 混合训练与交叉训练对比, mAP 提高了 26.7%; 但总体而言, 分流训练检测效果较好, 其中数据集均为夜间场景时的效果尤为突出, 烟火识别的 mAP 值达到了 96.8%, 体现了良好的算法性能。从实验结果可以看出, 基于 YOLOv5s 模型进行实验, 并采取分流训练的模式, 将烟火图像数据饱和度的高低分为白天、夜间两个场景, 分别进行标注、训练以及测试, 可以得到较好的检测结果。

表 2 各类情况结果对比

		训练集数量/张	测试集数量/张	验证集数量/张	mAP (100%)
混合训练		3 200	400	400	64.3
分流训练	白天-白天	3 200	400	400	84.3
	夜间-夜间	3 200	400	400	96.8
交叉训练	白天-夜间	2 420	190	190	20.1
	夜间-白天	2 420	190	190	37.6

3.3.3 改进的 YOLOv5s 模型

采用添加 SE 模块的 YOLOv5s 模型和添加 CBAM 模块的 YOLOv5s 模型分别进行分流训练, 与原始 YOLOv5s 模型在同一数据集上做对照实验。然后, 将添加 CBAM 模块的 YOLOv5s 模型中的激活函数改为 FReLU 激活函数, 进行实验。选取 mAP 作为评价指标, 表 3 为实验结果对比。

表 3 实验结果对比

模型	$mAP(100\%)$	
	白天场景	夜间场景
YOLOv5s	84.3	96.8
YOLOv5s+SE	86.6	96.9
YOLOv5s+CBAM	88.7	97.1
YOLOv5s+CBAM+FReLU	91.0	97.4

如表 3 所示, 添加了注意力模块之后的 YOLOv5s 模型相较于原始的 YOLOv5s 模型在检测精度上有不同程度的提升, 且注意力模块 CBAM 效果优于 SE。当测试集、训练集均为夜间场景时, “YOLOv5s+SE” “YOLOv5s+CBAM” 训练结果的 mAP 与原始模型相比分别提高 “0.1%” “0.3%”, 且原始模型下夜间场景的 mAP 已高达 “97.1%”, 充分说明了增加灯光标签进行训练的正确性, 成功排除了夜间灯光对火焰的干扰。当测试集、训练集均

为白天场景是,采用“YOLOv5s+CBAM”模型训练结果的 mAP 与原始模型提高了 4.4%,此数据证明了将注意力机制加入算法确实具有很可观的优化效果。在添加 CBAM 注意力模块的基础之上,将原来的 SiLU 激活函数替换为 FReLU 激活函数,白天场景下训练结果的 mAP 与原始模型提高了 6.7%,夜间场景下的 mAP 值也高达“97.4%”,达到预期效果。

3.3.4 结果可视化分析

由上节可知,采用添加 CBAM 模块的 YOLOv5s 算法模型实验效果较好,且在替换激活函数后夜间场景下的 mAP 值高达 97.4%。下图为采用改进的 YOLOv5s 算法模型进行实验的可视化结果,从图中可以看出,对“fire”“smog”和“light”3 类标签的检测均有可观的置信度。



图 12 实验的可视化结果

4 结束语

为了实现对焦炉火焰烟雾的目标检测,满足炼焦过程中全天候烟火排放环保检测的要求,本文设计了一种联合注意力机制的 YOLOv5s 焦炉烟火检测识别算法。首先采用 YOLOv5s 网络模型进行实验,结果表明,当训练集和测试集的场景统一时检测效果最好,其中训练、测试集均为夜间场景的情形尤为突出, mAP 达到了 96.8%。针对灯光干扰的问题,选择采用添加加灯光标签来进行识别。针对目标容易受到背景信息干扰的问题,选择将注意力模块引入到 YOLOv5s,最终得到使用“YOLOv5s+CBAM”模型训练在训练、测试集均为夜间场景时 mAP 高达 97.1%,在数据集均为白天场景时的 mAP 与使用原始 YOLOv5s 模型训练结果相比提升了 4.4%。在添加 CBAM 注意力模块的基础上,将激活函数替换为 FReLU,白天场景下的 mAP 与原始模型训练结果相比提升了 6.7%,夜间场景下的 mAP 值高达 97.4%。实验结果表明,在联合注意力机制的基础上对 YOLOv5s 算法模型中的激活函数进行替换,对焦炉火焰烟雾进行检测识别,具有良好的鲁棒性和可靠性。

由于 YOLOv5 是目前比较成熟、稳定的目标检测算法,本文只针对 YOLOv5s 网络模型进行了改进优化,下一步考虑对 YOLO 系列的新兴算法进行研究和改进,使其同时满足实时性和准确性,更好地完成对炼焦厂全天候烟火排放

的检测。同时,由于数据集场景只涉及某炼焦厂焦炉的生产现场图片,较为单一,无法应用到各行各业的烟火检测中去。下一步将考虑增加数据集的场景,而不局限于此工厂的生产现场,从而更好地实现对工业现场的烟火检测,达到更严格的环保要求。

参考文献:

- [1] 沈诗林,于春雨,袁非牛,等.一种基于视频图像相关性的火灾火焰识别方法[J].安全与环境学报,2007,7(6):96-99.
- [2] 汪锦,于伟华,韩韬.面向红外视频图像的火焰识别[J].上海交通大学学报,2008,42(12):1979-1987.
- [3] 吴茜茜,严云洋,杜静,等.多特征融合的火焰检测算法[J].智能系统学报,2015,10(2):240-247.
- [4] 陈浩霖,高尚兵,相林,等.基于 UO-Net 模型的火焰检测方法[J].江苏海洋大学学报(自然科学版),2020,29(4):8-15.
- [5] 陈培豪,肖铎,刘泓.基于深度学习的视频火灾识别算法[J].燃烧科学与技术,2021,2(6):695-700.
- [6] 李欣健,张大胜,孙利雷,等.复杂场景下基于 CNN 的轻量火焰检测方法[J].模式识别与人工智能,2021,34(5):415-421.
- [7] 缪存可,杨炼,姜玥颖.基于神经网络的视频图像火焰检测方法[J].计算机与信息技术,2021,2021(4):71-74.
- [8] 孙维亚,陈恺鑫,吴铭,等.融合运动特征的高效视频火焰检测算法[J].数据采集与处理,2021,36(6):1276-1285.
- [9] 柳同军.基于深度学习的烟火检测方法在秸秆禁烧中的应用研究[D].合肥:合肥学院,2020.
- [10] 李琳,曹丽英.基于改进 SSD 算法的农田烟火图像检测研究[J].无线电工程,2022,52(5):783-789.
- [11] 朱锐,杨忠,周国兴,等.一种轻量化网络的火焰烟雾检测算法[J].2022,49(2):1-7.
- [12] 白银丽,赵红洲,刘合彬.7.63m 焦炉装煤“冒烟、冒火”原因分析与控制措施[J].中小企业管理与科技,2013(12):294.
- [13] 谈世磊,别雄波,卢功林,等.基于 YOLOv5 网络模型的人员口罩佩戴实时检测[J].激光杂志,2021,42(2):147-150.
- [14] 任欢,王旭光.注意力机制综述[J].计算机应用,2021,41(S1):1-6.
- [15] 张有健,陈晨,王再见.深度学习算法的激活函数研究[J].无线电通信技术,2021,47(1):115-120.
- [16] 曹江涛,秦跃雁,姬晓飞.基于视频的火焰检测算法综述[J].数据采集与处理,2020,35(1):35-52.
- [17] 卢胜男,冯建利,段沛沛.视频火灾识别方法研究综述[J].电视技术,2013,37(3):179-184.
- [18] 于硕,李慧,桂方俊,等.复杂场景下基于 YOLOv5 的口罩佩戴实时检测算法研究[J].计算机测量与控制,2021,29(12):188-194.
- [19] 杨文涛,张维光.基于改进 YOLOv5m 的弱小目标识别方法[J].计算机测量与控制,2022,30(12):218-223.

(下转第 200 页)