

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902791

改进的 YOLOv3 的红外目标检测算法

曹红燕¹ 沈小林¹ 刘长明¹ 牛晓桐¹ 陈燕²

(1. 中北大学 电气与控制工程院 太原 030051; 2. 陆军装备部驻北京地区军事代表局某军代室 太原 030051)

摘要: 复杂背景下红外多目标图像及视频的检测是目标检测的热点也是难点, 为了更准确地检测出复杂背景下的红外目标, 将 YOLOv3 算法进行改进, 首先通过在算法的原有基础上增加特征尺度, 提高对距离远且背景复杂的待测图像的识别精度, 并将 BN 网络层与卷积神经网络层融合计算得到最后的检测结果, 将原来的 YOLOv3 算法与改进后的算法的结果进行分析对比可得, 改进后的算法能够将平均识别精度从 64% 提高到 88%, 将 mAP 从 51.73 提高到 59.28, 验证了改进后的 YOLOv3 算法在红外目标检测下具有更好的性能, 更明显的优势。

关键词: 目标检测; YOLOv3 算法; 卷积神经网络; BN 网络层; 特征尺度

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3

Cao Hongyan¹ Shen Xiaolin¹ Liu Changming¹ Niu Xiaotong¹ Chen Yan²

(1. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Military Representative Office of Military Equipment Department in Beijing, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The detection of infrared multi-target Image and video in complex background is the hotspot and difficulty of target detection. In order to detect infrared target in complex background more accurately, the algorithm of YOLOv3 is improved. Firstly, by increasing the feature scale on the basis of the original algorithm, the recognition accuracy of remote and complex background image is improved, and the BN network layer and convolution neural network are combined. The final detection results are obtained by layer fusion calculation. The analysis and comparison between the original algorithm and the improved algorithm show that the improved algorithm can better the average recognition accuracy from 64% to 88%, and the mAP from 51.73 to 59.28, which is verified that the improved YOLOv3 algorithm has better performance and more obvious advantages in infrared target detection.

Keywords: target detection; YOLOv3 algorithm; convolutional neural network; BN network layer; feature scale

0 引言

目标识别与检测^[1]目前在很多领域是国内外研究的热点, 很多时候应用在复杂环境下对弱小目标的识别, 如道路行人检测, 电力系统中倒塌电线杆的检测^[2]等等。本文检测的场景是有行人, 车辆的道路, 用于实验的图像是监测到的红外图像。红外目标检测是通过镜头采集物体自身产生的红外辐射, 通过传感器转换为红外图像, 再将图片或者视频进行目标定位检测, 单帧图像则可以对目标物进行定位检测, 如果在连续帧的视频中则能通过

对目标进行定位检测形成目标的运动轨迹, 这种目标检测算法不仅运用于医疗检测等民生生活方面, 更应用于军事上, 尤其是在导弹制导等航空航天领域。

目前, 主要将红外目标检测分为如下几个方法^[3]: 1) 利用目标在图像中的先验知识区分; 2) 对目标进行模板匹配; 3) 使用机器学习方法对目标特征进行检测等。由于不同环境需要不同的先验知识, 方法 1 在目标检测上并不适用^[4]。方法 2 对目标进行模板匹配, 根据比较后的相似度确定目标位置, 虽然多年来很多学者将模板进行改进, 解决了很多传统遗留的缺点, 2004 年, 斯坦福大学的 DBR 等将目标物的像素点与周围像素的关系引

入区域共生互信息匹配法中,2008年,西北工业大学利用基于灰度的特征点获取方法 SUSAN (smallest univalue segment assimilating nucleus) 算子提取了待测体的交点特征,实现了特征信息与灰度信息的融合,完成了信息量的归一化处理等,但是该方法要求模板选择很严格,不适用于复杂的场景,没有很好的鲁棒性。现在,基于机器学习的目标检测方法已经是研究的热门,也是发展最快的,该方法通过人为设定特征^[5],结合一些特征提取方法提取候选区域,选择适合分类器对待测目标进行分类检测及识别跟踪。

文献[6]对较小花朵图像进行目标检测与识别,利用空间金字塔池化方法对目标检测 YOLO (you only look once) 系列第 3 版算法 YOLOv3 进行改进,测试准确率提升了 2.14%,训练时间降低到原来的 22.6%。文献[7]对航拍数据中的舰船目标进行识别检测,引入残差结构加深网络深度提升 YOLOv2 算法模型对小目标的检测能力,最后的目标检测精度平均高出 11% 以上。文献[8]对遥感飞机与船只进行目标检测,在 YOLO 算法的基础上利用了滑动窗口改进算法,提升了算法的有效性,提高了检测精度。在对红外目标检测的方向上,文献[9]研究了对红外飞机目标的实时检测,针对具有卷积神经网络特征 (regions with convolutional neural network features, RCNN) 区域模型框架的缺点,对原始的 VGG 网络进行改进,将检测精度提高到 86.4%,但是在特征尺度上没有满足对弱小红外目标的检测要求,影响了系统的检测精度。文献[10]设计了一种基于聚合变换思想的特征提取模块,相较原方法,将平均精确度 (mean average precision, mAP) 指标提升了 2.42%,但是由于采用的算法框架还不够完善,在小目标的识别检测上仍然精度不高。本文应用的是基于深度学习的 YOLOv3 算法,用于检测道路行人及车辆的红外目标图像,深度学习在视频图像的目标检测方面是最受关注的,在特征尺度及其他方面将 YOLOv3 算法进行改进,能满足对弱小目标的检测要求,满足网络框架的要求,提高系统的检测精度。

1 基于深度学习的 YOLOv3 的目标检测算法

从思路上可以将深度学习的目标检测算法分为 1-STAGE 和 2-STAGE 两大类,具体如图 1 所示。2-STAGE 是将实验过程分为两步,生成候选框和找到候选框中的目标;1-STAGE 是将所有流程融合,直接给出检测结果。R-CNN 模型是最原始方法,向世人证明了可以使用卷积神经网络^[11-12]相关的方法进行图像的目标检测,但是由于其算法框架及网络模型的不足会导致检测目标精度较

小,速度较慢,所以很快被新的算法所替代。2015年,微软的 Girshick 提出了 Fast-RCNN,2016年,Redmon 提出了 YOLO 算法,2017年,任少卿结合 RPN 与 Fast-RCNN 提出了 Faster-RCNN,同一年,Redmon 将自己提出的 YOLO 算法进行改进,提出了新的 YOLO-9000 算法、YOLOv2 算法,2018年初,本研究组在 YOLOv2 算法基础上改进了 mAP-50 提出了 YOLOv3 算法。YOLOv3 算法比其他算法精度更高,更加优秀。

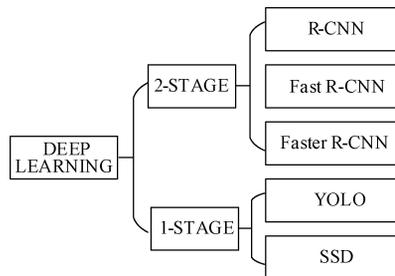


图 1 深度学习目标检测算法分类^[13]

Fig. 1 Classification of deep learning target detection algorithm^[13]

YOLO 是本研究组提出能够处理 9 000 种分类的算法,基于回归思想^[14],将目标的识别与定位融合在一起,同时进行,相比于 2-STAGE 提高了算法检测的速度,可以实时检测。YOLOv3 是经历了多次演变后最新的版本,提高了算法检测目标的精度,相比于前几代算法进行了改进,改进的方面主要体现在多标签分类^[15]、用多尺度融合的方法预测^[16]、增添原始框的数量、删除网络结构中所有的池化层。YOLOv3 的具体网络结果如图 2 所示,算法采用 3 个 scale 的特征融合,其中的“DBL”表示“Darknetconv2D_BV_Leaky”,将一张图片输入,经过很多层深度卷积,一直降维,每个卷积计算的输入值为上一级的输出部分,每个特征层输出一个预测值,然后根据置信度对结果回归处理,得到最后的预测结果。 y_1 、 y_2 、 y_3 的深度是 255,边长的规律是 13:26:52,YOLOv3 设定的是每个网格单元预测 3 个 box,所以每个 box 需要有 x 、 y 、 w 、 h 、 $confidence$ 5 个参数,以及 80 个类别的概率^[17]。

Darknet-53 是 YOLOv3 使用的特征提取网络,是算法的核心思想,也是最先进的特征提取网络之一。Darknet-53 使用多个 3×3 和 1×1 的卷积层,有 53 个卷积层,位于网络的 0 层到第 74 层,74 层以后是网络的特征交互层,总共有 3 个尺度,最小尺度 YOLO 层、中尺度的 YOLO 层、大尺度的 YOLO 层,利用卷积核^[18]操作实现局部特征交互,发挥连接层的作用^[19]。不同尺度 YOLO 层的优点是当检测中特征信息丢失或者一些外界因素干扰时,多尺度的 YOLO 层能更好地检测小目标。

重叠度 (intersection over union, IOU) 是面积测量标

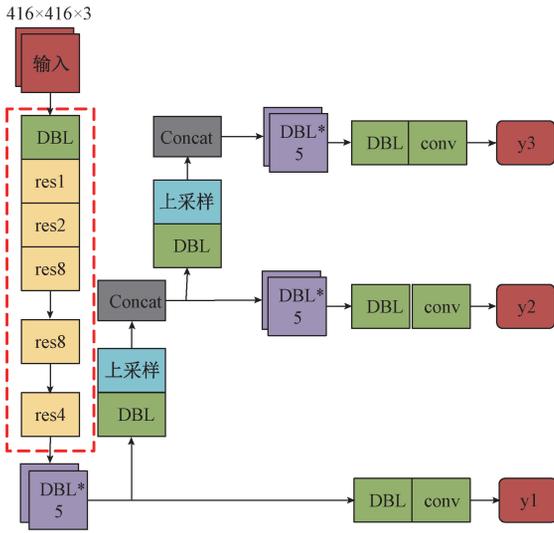


图 2 YOLOv3 网络结果

Fig. 2 Results of YOLOv3 network

准,用来测量 bounding box,需要计算人工手动标记的框以及算法预测的框,指二者的重合比例,即人工手动标记与算法预测的框的交集 (area of overlap) 与并集 (area of union) 的比值,比值越趋向于 1,证明模型检测的越准确,算法越优。*Confidence* 是指预测算法的置信度,将输入的图片分为 $S \times S$ 的网格。如果待测目标的中心落入某个格子,该格子负责检测该目标,此时 $Pr(object) = 1$ 否则 $Pr(object) = 0$ 。假设算法预测后的边框坐标为 (b_x, b_y, b_w, b_h) , 单元格的偏移量为 (c_x, c_y) , p_w 和 p_h 是先验框的宽度和高度,具体的计算式如下:

$$IOU = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}} \quad (1)$$

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x \quad (2)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y \quad (3)$$

$$b_w = p_w e^{t_w} \quad (4)$$

$$b_h = p_h e^{t_h} \quad (5)$$

$$\text{confidence} = Pr(Class_i | object) \cdot Pr(object) \cdot IOU(b, object) \quad (6)$$

算法的最终误差用 *loss* 值表示,包括 boundingbox 的 (x, y, w, h) 的坐标预测误差、含 *object* 与不含 *object* 的 *confidence* 预测误差、分类预测误差。

坐标预测误差:

$$\lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{obj} (x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 +$$

$$\lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{obj} (\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \quad (7)$$

含 *object* 的 box 的 *confidence* 预测误差:

$$\sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{obj} (c - \hat{c}_i)^2 \quad (8)$$

不含 *object* 的 box 的 *confidence* 预测误差:

$$\lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \prod_{ij}^{\text{noobj}} (c - \hat{c}_i)^2 \quad (9)$$

分类预测误差:

$$\sum_{i=0}^{s^2} \prod_i^{obj} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (10)$$

2 改进后的 YOLOv3 算法

2.1 特征尺度的改进

YOLOv3 算法总共有 3 个尺度,最小尺度 YOLO 层、中尺度的 YOLO 层、大尺度的 YOLO 层,不同倍数对应不同的感受野,32 倍的最大,8 倍的最小,表 1 是 3 种尺度的参数值。

表 1 三种特征尺度

Table 1 Three characteristic scales

特征尺度	感受野	先验框
13×13	大	(116×90) (156×198) (373×326)
26×26	中	(30×61) (62×45) (59×119)
52×52	小	(10×13) (16×30) (33×23)

YOLOv3 算法在背景复杂,待测对象距离较远,像素不够高的情况下,对目标的检测还存在一定的缺陷,本文在特征尺度上对算法进行改进,在原有的基础上添加 8×8 、 4×4 、 2×2 的尺度,如图 3 所示。

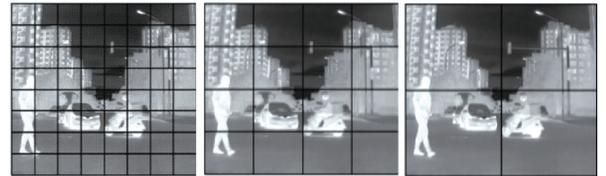


图 3 添加的特征尺度图

Fig. 3 The characteristic scale map added

卷积神经网络架构内是在分层结构,不同层会提取不同的图像特征信息,浅层网络提取相对丰富的边缘等细节信息,高层网络提取语义信息。本文将浅层高分辨率特征图、中间层补充特征、高层语义特征融合成一个超特征图,将特征图用于目标的识别和定位,融合后的特征图比原始的特征图有更多的信息量,更容易对小目标进行识别检测。本文在添加 8×8 、 4×4 、 2×2 的尺度后,进行超特征融合,流程如图 4 所示。将对应的数据元素基于分层特征添加 512 个 3×3 的卷积层,使得分层特征通道的维度保持一致。为了解决训练过程中每层分布不同造成的干扰,加速数据集的训练,添加批量规范化层 (batch normalization, BN),将数据元素经过卷积层 (conv)、BN

层,反卷积层 (deconv)、池化层 (pool) 多维度处理,最后叠加生成超特征融合。

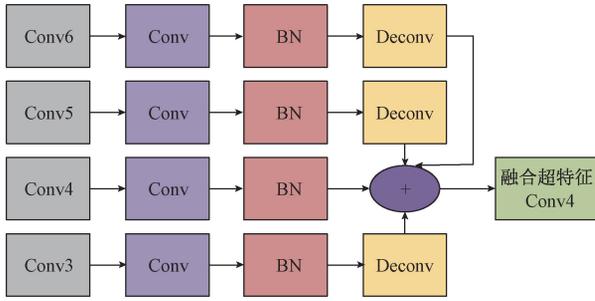


图 4 超特征融合流程

Fig. 4 Hyper feature fusion flow chart

因为卷积层内部的网络框架结构,本文需要将超特征融合后的 Conv4 添加卷积层,生成多尺度特征金字塔。

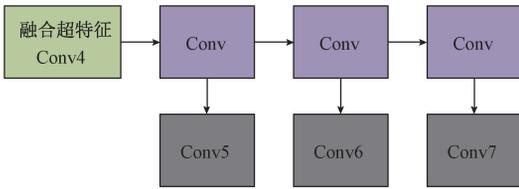


图 5 多特征金字塔生成网络

Fig. 5 Multi feature pyramid generation network

2.2 BN 层的改进

随着卷积神经网络前几层参数的变化,训练过程中各层输入的分布发生变化,使得训练深层神经网络变得复杂,一定程度上降低了训练的速度,因为它需要较低的学习率和严格的参数初始化,使得训练具有饱和和非线性的模型变得困难。将这种现象称为内部协变量转移,并通过规范化层输入来解决问题。通过将规范化作为模型体系结构的一部分并对每个训练批量执行规范化来进行优化处理。提高速度。BN^[20]是由 Google 提出的一种训练优化方法,能够使算法有更高的学习率,并且满足算法初始化的要求,起到了正则化的作用。但是由于 BN 层的处理容易使算法的整体运行速度降低,所以本文将该层与卷积神经网络层的参数合并,并引入权重配置文件进行训练,这样结合以后的计算将使运算过程更简化,运算量更少,加快算法的速度,以下是详细的计算。

BN 层计算式:

$$x_{out} = \frac{\gamma \left(\sum_{i=0}^n (x_i \cdot w_i) - \mu \right)}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} + \beta \quad (11)$$

BN 层前的卷积计算式:

$$x_{conv} = \sum_{i=0}^n (x_i \cdot w_i) \quad (12)$$

卷积神经网络层与 BN 层合并后数据输出计算式:

$$x_{out} = \sum_{i=0}^n \left(x_i \cdot \frac{\gamma \cdot w_i}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} \right) - \left(\frac{\gamma \cdot \mu}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} \right) + \beta \quad (13)$$

权重计算式:

$$w_i' = \frac{\gamma \cdot w_i}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} \quad (14)$$

偏置计算式:

$$\beta' = \beta - \left(\frac{\gamma \cdot \mu}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} \right) \quad (15)$$

最后结果计算式:

$$x_{out} = \sum_{i=0}^n (x_i \cdot w_i') + \beta' \quad (16)$$

式中: $\gamma, \sigma^2, \mu, \beta$ 分别表示缩放因子、方差、均差、偏置。

3 实验与数据分析

本文实验所用的视频图像主要来源于红外监控区域,算法环境根据要求在作者的台式机上配置,主要参数如下:显卡为 Nvidia 1080Ti, CPU 为 Intel 7700k,内存为 Kingston 32G, GPU 为 11G、ubuntu 16.04、python 3.6、cuda 9.0、cudnn 7.0、Opencv 3.2。

3.1 实验过程

本文实验选取了多个场景下的视频图像,由于采用图片的形式,所以需要用到 MATLAB 提取 AVI 视频中的单帧图片,并保存, MATLAB 版本为 R2018a。此次实验提取的样本图片相隔 40 帧,样本数 5 000,将样本图片进行标注,对于深度学习目标检测,标注工具有很多,如 Labelme、YOLO-mark、Vatic、Sloth 等,本次我们使用的是 labellmg,确定目标的 x, y, width, height (对象中心的坐标及宽高),对样本进行标注,标注信息为“person、bike、auto、motor、dog、cat、bus、bird、skate、truck、train”,生成对应的 xml 文件。实验所用的数据集是 PASCAL VOC 格式,因为 YOLOv3 运行文本文件,所以运行 voc_annotation.py,将样本集处理成实验模型所需要的数据集,txt 格式。训练模型之前,图片设置为 416×416,运行 darknet,修改 makefile,建立两个索引文件,train.txt、test.txt,其中 train.txt 用来存放需要训练的图片路径, test.txt 用来存放验证的图片路径,建立以下 3 个配置文件:cfg 格式的模型配置文件,对象名称文件,obj.data 文件。除此以外,训练开始前还需要执行预训练文件,经过几个小时,训练到 loss 值为十分位以后,可以停止训练。初始学习率为 0.001。将训练后的数据用 python 语言实现 loss 曲线图,如图 6 所示。

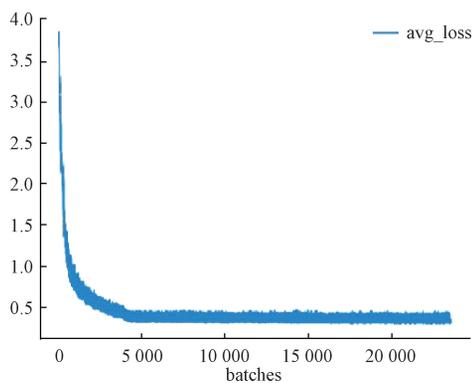


图 6 数据训练的 loss 曲线

Fig. 6 Loss curve of data training

由图 6 可知,本次实验训练的模型较好,横坐标是迭代次数,曲线下降趋势先陡后平稳,在迭代次数为 5 000 次时,loss 曲线值相对稳定,维持在 0.25 左右。

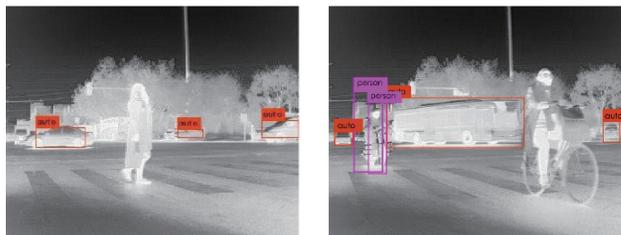
3.2 结果分析

训练好数据后,在 backup 中找到权重文件,修改 cfg 文件,添加头文件,然后用 make 编译,输入测试指令,切换到 test 训练模式,实验预测位置采用的是 logistic 回归原理。首先用初始的算法处理数据,将模型进行训练迭代后,对 4 个时刻的图像进行处理,得到结果如图 7 所示。



(a) 时刻 1
(a) The moment 1

(b) 时刻 2
(b) The moment 2



(c) 时刻 3
(c) The moment 3

(d) 时刻 4
(d) The moment 4

图 7 初始算法的检测结果

Fig. 7 Detection results of initial algorithm

由图 7 可知,原算法得到的结果基本上能够检测并识别目标,基本能够检测出图上目标,但是由于背景相对复杂,对象较多等原因出现了错检及漏检的情况,时刻 3 未检测出斑马线上的行人、时刻 4 未检测出自行车及骑

自行车的行人。所以,由于目标背景混杂,距离较远,不能精确的识别待测目标,原算法的精度较低。利用上文的改进方法将算法进行改进后,为了增强算法的实用性,说服力,本文用原算法与改进后的算法对同一帧的红外图像进行处理,得到结果如图 8、9 所示。



图 8 原算法的检测结果

Fig. 8 Detection results of the original algorithm



图 9 改进算法的检测结果

Fig. 9 Detection results of improved algorithm

由图 8、9 可知,改进以后的算法能正常检测道路上的行人及车辆,并且可以避免原算法将摩托车错检及部分汽车漏检的情况,能够更准确更大范围地检测目标。将得到的两个结果用评价指标计算对应的值, Average-IUO 指人工手动标记与算法预测的框的交集与并集比值的平均值,可以用来表示目标预测的准确率,值越接近于 1,算法越好,mAP 指一个算法在所有类别上表现的平均结果,最后的计算值如表 2 所示。

表 2 评价指标

Table 2 Evaluation indexes

算法	Average-IUO	mAP	算法检测时间/s
原算法	0.64	51.73	199
改进后的算法	0.88	59.28	186

由表2可以知道,改进后的算法将 Average-IOU 从 0.64 提高到 0.88,将 mAP 从 51.73 提高到 59.28,并且检测速度提高 13 s。计算改进前后的算法对应的 loss 值,并将得到的结果进行可视化处理得到 loss 曲线,如图 10 所示。由图 10 可得,改进前的 loss 值在 0~10 000 的下降速度没有改进后的快,并且改进以后的算法在经过 10 000 次迭代以后已经趋近于平稳状态,loss 值维持在 0.25 以下,可以明显地看出,改进以后的算法能够更好地处理数据,更快更准确地检测目标。

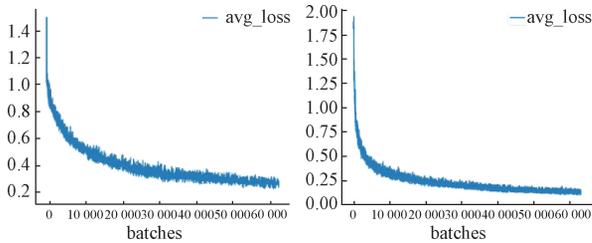


图 10 检测结果的 loss 曲线

Fig. 10 Loss curve of test results

4 结 论

本文为了更好地检测出红外图像下的目标,提出了一种基于特征尺度的改进算法,并且将 BN 网络层与卷积神经网络层进行融合计算,优化网络结构,解决了对道路行人及车辆漏检错检的情况,由最后的检测结果图以及一些计算后得到的值可得,在部分遮挡,背景相对复杂的情况下改进后的算法能够有更好的鲁棒性,但是本文只是对于单帧的图片进行了处理,为了提高算法的实时性,保证算法的可用性,使算法具有说服力,下一步的研究重心是设计更加合理的算法对监测到的红外视频进行目标检测与跟踪。

参考文献

[1] 邓鹤,李红. 基于改进的 2 维 EMD 的红外小目标检测[J]. 中国图象图形学报,2008,13(11):2144-2150.
DENG H, LI H. Infrared small target detection based on improved 2D EMD [J]. Chinese Journal of Image Graphics, 2008,13(11): 2144-2150

[2] 谭晓宇. 复杂环境下弱小目标检测与识别技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2008.
TAN X Y. Detection and recognition of small and weak targets in complex environment [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.

[3] 刘润邦,朱志宇. 基于视觉对比机制的红外弱小目标检测方法[J]. 激光与红外,2017,47(9):1169-1173.
LIU R B, ZHU ZH Y. Detection method of infrared dim small target based on visual contrast mechanism [J].

Laser and infrared, 2017,47 (9): 1169-1173.

[4] 史小斌,顾红,刘艳华,等. 战场侦察相控阵雷达波束调度研究[J]. 兵工学报,2016,37(7):1220-1228.
SHI X B, GU H, L Y H et al. Research on beam scheduling of phased array radar for battlefield reconnaissance [J]. Journal of military engineering, 2016,37 (7): 1220-1228.

[5] 廖辉. 基于轻量级卷积神经网络的人脸检测算法[D]. 杭州:浙江大学,2017.
LIAO H. Face detection algorithm based on lightweight convolutional neural network [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.

[6] 刘红铮. 基于深度学习的花朵图像识别算法研究与实现[D]. 南昌:南昌航空大学,2019.
LIU H ZH. Research and implementation of flower image recognition algorithm based on deep learning [D]. Nanchang: Nanchang University of Aeronautics, 2019

[7] 李奇. 基于深度学习的一阶目标检测算法应用研究[D]. 长春:吉林大学,2019.
LI Q. Application of first-order target detection algorithm based on deep learning [D]. Changchun: Jilin University, 2019.

[8] 熊咏平. 基于 YOLO 的深度学习目标检测算法研究[D]. 武汉:武汉科技大学,2019.
XIONG Y P. Algorithm research of deep learning target detection based on YOLO [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2019.

[9] 朱大炜. 基于深度学习的红外图像飞机目标检测方法[D]. 西安:西安电子科技大学,2018.
ZHU D W. Method of aircraft target detection based on deep learning in infrared image [D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2018.

[10] 孙乔. 基于深度卷积神经网络的舰船目标识别技术研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2019.
SUN Q. Research on ship target recognition technology based on deep convolution neural network [D]. Hangzhou: Hangzhou University of Electronic Science and Technology, 2019

[11] 卢来,邓文,吴卫祖. 基于改进深度卷积神经网络的步态识别算法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(2): 88-93.
LU L, DENG W, WU W Z. Gait recognition algorithm based on improved deep convolution neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(2): 88-93.

[12] 孙锐,王慧慧,叶子豪. 融合深度感知特征与核极限学习机的行人检测[J]. 电子测量与仪器学报,2019, 33(2):39-47.

- SUN R, WANG H H, YE Z H. Pedestrian detection by fusion of depth perception features and nuclear limit learning machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 39-47.
- [13] 林桢哲, 王桂棠, 陈建强, 等. 基于残差网络深度学习的肺部 CT 图像结节良恶性分类模型[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 248-256.
- LIN ZH ZH, WANG G T, CHENJ Q, et al. Lung CT image nodule classification model based on residual network deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 248-256
- [14] 惠康华, 计瑜, 王进, 等. 基于深度神经向量机自回归的协同过滤算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(5): 1308-1313.
- HUI K H, JI Y, WANG J, et al. Collaborative filtering algorithm based on deep neural vector machine autoregression [J]. Computer engineering and design, 2020, 41(5): 1308-1313.
- [15] 张振海, 李士宁, 李志刚, 等. 一类基于信息熵的多标签特征选择算法[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(6): 1177-1184.
- ZHANG ZH H, LI SH N, LI ZH G, et al. A class of multi label feature selection algorithm based on information entropy [J]. Computer research and development, 2013, 50(6): 1177-1184.
- [16] 宋婉娟, 张剑. 融合回归网络和多尺度特征表示的实时行人检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 15-20.
- SONG W J, ZHANG J. Real time pedestrian detection based on regression network and multi-scale feature representation [J]. Journal of electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 15-20
- [17] 丁小可. 基于深度学习的目标检测算法研究[J]. 机电信息, 2018(33): 154-155.
- DING X K. Research on target detection algorithm based on deep learning [J]. Electromechanical information, 2018(33): 154-155.
- [18] 李伟, 张旭东. 基于卷积神经网络的深度图像超分辨率重建方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 1918-1928.
- LI W, ZHANG X D. Super-resolution reconstruction method of depth image based on convolution neural network [J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2017, 31(12): 1918-1928.
- [19] 彭清, 季桂树, 谢林江, 等. 卷积神经网络在车辆识别中的应用[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(2): 282-291.
- PENG Q, J G SH, XIE L J, et al. Application of convolutional neural network in vehicle recognition [J]. Computer science and exploration, 2018, 12(2): 282-291.
- [20] AYAT S O, KHALIL-HANI M, AB RAHMAN A A H, et al. Spectral-based convolutional neural network without multiple spatial-frequency domain switchings [J]. Neurocomputing, 2019, 364: 152-167.

作者简介



曹红燕, 2018 年于广西科技大学获得学士学位, 现为中北大学硕士研究生, 主要研究方向为控制科学与工程, MEMS 微机电惯性传感器, 新型微纳机电传感系统仿真, 加工与性能测试。

E-mail: 1109780910@qq.com

Cao Hongyan received her B. Sc. degree from Guangxi University of Science and Technology in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at North University of China. Her main research interests include control science and engineering, micro-electro-mechanical inertial sensor based on MEMS, simulation of new micro-nano electro-mechanical sensing system, processing and performance testing.



沈小林, 现为中北大学副教授, 主要研究方向为控制理论与控制工程, 导航、制导与控制, 检测技术与自动化装置, MEMS 微机电惯性传感器。

E-mail: sxl@nuc.edu.cn

Shen Xiaolin is an associate professor at North University of China. His main research interests include control theory and control engineering, navigation, guidance and control, detection technology and automation devices, and micro-electromechanical inertial sensors based on micro-electronics.



刘长明 (通信作者), 现为中北大学讲师, 主要研究方向为控制理论与控制工程, 导航、制导与控制, 电力系统, 嵌入式系统与 设计, 组态软件。

E-mail: 280614248@qq.com

Liu Changming (Corresponding author) is a lecturer at North University of China. His main research interests include control theory and control engineering, navigation, guidance and control, power system, embedded, embedded system and design, configuration software.