

面向视频的人员入侵检测方法研究及应用

吴春香¹, 吴 恋²

(1. 贵州大学 计算机科学与技术学院, 贵州 贵阳 550025;

2. 贵州师范学院, 贵州 贵阳 550018)

摘 要:近年来智能视频监控在智能安防中的应用越来越广泛,人员入侵则是智能监控中一个重要部分。然而传统基于运动检测的入侵检测方法稳定性差,容易受到光照和相似物干扰引起误报,为解决这个问题,文章主要对基于深度学习的区域入侵检测和越线入侵检测方法进行研究,实现视频监控下人员入侵智能检测与入侵帧存储。针对不同监控角度下yolov3检测得到的行人,设置不同检测点作为入侵检测定位点,在入侵判断方面,为提高判断的稳定性,文章提出鲁棒有效的入侵判断规则,即采用行人连续多帧位置的均值为判断依据,当行人连续多帧位于禁区时启动报警。通过在多个场景中与现有流行方法进行对比实验验证了所提方法的实时性、有效性及鲁棒性。

关键词:视频监控;入侵检测;区域入侵;越线入侵;yolov3

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)04-0116-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.04.020

Research and Application of Video Oriented Personnel Intrusion Detection Method

WU Chun-xiang¹, WU Lian²

(1. School of Computer Science & Technology, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2. Guizhou Education University, Guiyang 550018, China)

Abstract: In recent years, the intelligent video surveillance is widely applied in intelligent security, and personnel intrusion is an important part of intelligent surveillance. However, the traditional intrusion detection method based on motion detection has poor stability and is prone to false positives caused by illumination and similar interference. To solve this problem, the deep learning-based regional intrusion detection and line-crossing intrusion detection methods are mainly studied to realize the intelligent detection of personnel intrusion and the storage of intrusion frames. For pedestrians detected by yolov3 from different monitoring angles, different detection points are set as the registration points for intrusion detection. In terms of invasion of judgment, to improve the stability of the judgment, a robust and effective intrusion judgment rule is proposed, that is, the average position of pedestrians in consecutive multiple frames is used as the basis of judgment, and the alarm is activated when pedestrians in consecutive multiple frames are in the restricted area. The real-time performance, effectiveness and robustness of the proposed method are verified by comparing with the existing popular methods in a number of scenarios.

Key words: video surveillance; intrusion detection; regional intrusion; line-crossing intrusion; yolov3

0 引 言

智能监控是安防中的重要组成部分,已广泛应用于变电站^[1]、建筑工地^[2]、监狱^[3]、铁路等^[4-6]场所。人员入侵作为视频监控的重要内容,越来越受行业重视。为了更高效地进行人员入侵检测,研究开发自动化、高效的智能入侵防护系统非常必要^[7]。

目前主流的前景目标提取方法是基于图像处理的前景建模法^[8-9],该方法易受到光照突变和树叶摆动

等背景因素的干扰造成稳定性差。而基于深度学习的行人检测算法可以不受光照突变和树叶摆动等背景的影响,主要分为 one-stage 和 two-stage^[10]两类。其中 one-stage 类方法有 SSD^[11-12] 系列和 yolo^[13] 系列, two-stage 类方法有 faster-rcnn^[14]、mask-rcnn 等^[15]。但 two-stage 类算法参数较多,无法满足实时性要求^[16]。针对该问题,该文提出了一种不受光照和树叶摆动因素干扰,精度高、鲁棒性强的实时人员入侵检测算法。

收稿日期:2021-05-19

修回日期:2021-09-22

基金项目:广东省科技计划项目(2018B010108003)

作者简介:吴春香(1996-),女,硕士,研究方向为计算机视觉;吴 恋,硕士,副教授,研究方向为人工智能。

该算法采用数据流简单且计算速度快的 yolov3^[17-18]对行人进行识别与定位,并针对不同监控角度下的行人分别将行人矩形框的上边框中心点、下边框中心点和矩形框中心点作为入侵算法检测点,解决了在入侵检测中多监控角度问题和高度敏感区域的检测问题。传统的入侵检测方法是用检测到的运动目标对单帧图片建立入侵判断规则,这会引起高误报率。针对这一问题,利用目标连续多帧位置均值作为判断依据,将目标连续多帧位置分为两段,分别求位置均值作为判断依据,再与当前帧的位置点结合进行判断,当检测目标连续多帧位于禁区内启动报警。传统的点在区域内判断准则^[19-20]误判率高或无法满足实时性要求,所以文中采用判断准确率较高、计算简单的向量叉积公式替代。将以上各部分整合,获得区域入侵检测算法和越线入侵检测算法。

1 入侵检测系统的总体设计

文中方法描述如下:针对多监控角度下的行人,分别采用行人矩形框的上边框中心点、下边框中心点和矩形框中心点作为入侵算法的行人位置点;将行人连续帧位置点求均值作为判断依据,即选择离当前帧最近的 L 个连续帧中位置点判断,对前 $L/2$ 个位置点和后 $L/2$ 个位置点分别求均值作为判断依据,并与判断当前帧的位置点相结合,最后根据行人连续帧处于禁区内报警;通过设计区域入侵检测算法和越线入侵检测算法达到系统智能监控的目的。

对于系统的设计与安排如下:系统设计分为服务器端和客户端,服务器端运行 yolov3 检测行人,并针对不同监控角度选择合适的行人位置点送入区域入侵检测算法或越线检测算法内,对入侵帧用数据库存储。浏览器作为客户端,分别设计以下模块:(1)检测相机的基本信息设置模块,如相机 IP、相机用户名、相机密码。(2)检测像机数量设置模块。(3)检测线与检测区域绘制模块。(4)检测结果实时显示模块,如摄像机 IP、入侵类型、入侵时间。

客户端提供检测相机信息、检测线、检测区域等数据传送给服务器,服务器执行入侵检测算法并在客户端实时显示检测结果。

2 入侵检测算法设计

2.1 多监控角度下的行人检测

针对不同监控角度下用 yolov3 检测的行人,分别采用矩形框上边框中心点、下边框中心点以及矩形框中心点作为行人的位置点来检测。针对禁区为窗户等离地面有一定距离的竖直区域,行人入侵初期没有完全处于禁区,若用背景建模法会出现漏报和精度低的

问题,提出根据摄像角度和禁区与地面距离设置行人矩形框的上边框中心点或行人矩形框的中心点作为位置点检测;针对地面禁区采用行人矩形框中心点检测会出现行人已经进入禁区而系统判断为非入侵状态的问题,采用行人矩形框下边框中心点检测;针对高度敏感区域中摄像范围狭窄全为禁区场景,可根据需求设置行人检测框下边框中心点或上边框中心点为检测点。

2.2 利用平均位置点作为区域入侵判别依据

为解决采用单帧图片对检测到的行人进行入侵判断准确率不高和相似物干扰引起误判的问题,提出采用目标连续帧位置点求均值作为判断依据。具体规则如下:设运动目标的跟踪链长度(运动步数)为 L ,考虑最近的 $2M$ 个位置点,根据 L 的大小使用分段函数来求平均位置点的值,通过实验最终选择 4 为断点且断点可被修改。

(a)若 $L < 4$,则目标不会有入侵发生,因为跟踪链过小。

(b)若 $4 \leq L < 2M$,则通过当前的第 $1 \sim L/2$ 个位置点的均值 1 和第 $L/2 + 1 \sim L$ 个位置点的均值 2 来判断入侵。

(c)若 $L \geq 2M$,则通过当前的 $1 \sim M$ 个位置点的均值 1 和 $M + 1 \sim 2M$ 个位置点的均值 2 来判断入侵。

2.3 点在区域内的判断

有检测点 $Q(x_Q, y_Q)$, $Q(x_Q, y_Q)$ 和 n 个点 $A_1(x_1, y_1), A_2(x_2, y_2), \dots, A_n(x_n, y_n)$ 顺时针组成的禁区,用公式(1)计算向量叉积并遍历禁区中的 n 个点,如 $|\overrightarrow{A_{k-1}Q} \times \overrightarrow{A_kQ}|$ (其中 $k = 2, 3, \dots, n$),将遍历结果相乘得到最终结果,当最终结果大于等于零,则表示点 Q 在区域内,否则在区域外。

$$|\overrightarrow{A_1Q} \times \overrightarrow{A_2Q}| = (x_1 - x_Q) \cdot (y_2 - y_Q) - (x_2 - x_Q) \cdot (y_1 - y_Q) \quad (1)$$

2.4 报警与解除条件说明

2.4.1 区域入侵

根据离当前检测帧最近的 $2m$ 帧的入侵状态进行报警与解除判断。当离检测帧最近的 m 帧处于入侵状态而较远的 m 帧处于非入侵状态且报警次数没有达到阈值时,则报警产生;当离检测帧最近的 m 帧处于非入侵状态而较远的 m 帧处于入侵状态时,则报警解除;当最近的 $2m$ 帧都处于非入侵状态则不产生报警。具体的区域入侵报警与解除条件说明如表 1 所示。

2.4.2 越线入侵

根据离当前检测帧最近的 $2m$ 帧的入侵状态进行报警与解除判断。如果离当前检测帧最近的前 m 帧

都处于入侵状态而后 m 帧处于非入侵状态且报警没有达到阈值时,单向越线报警和双向越线报警产生;如果离当前检测帧最近的前 m 帧处于非入侵状态而后 m 帧处于入侵状态且报警没有达到阈值,则单线越线报警解除,双向越线报警产生;如果离当前检测帧最近的前 m 帧处于非入侵状态而后 m 帧处于入侵状态且报警达到阈值,单向越线报警与双向越线报警解除。具体的越线入侵报警解除与条件说明如表 2 所示。

表 1 区域入侵报警与解除产生条件

最近第 1- m 帧	最近第 $m+1-2m$ 帧	报警阈值	报警状态
入侵	入侵	0	报警
入侵	入侵	1	报警解除
入侵	非入侵	0	报警产生
入侵	非入侵	1	报警
非入侵	入侵	0	报警解除
非入侵	入侵	1	报警解除
非入侵	非入侵	—	不报警

表 2 越线入侵报警与解除产生条件

最近第 1- m 帧	最近第 $m+1-2m$ 帧	报警阈值	报警状态
入侵	入侵	0	报警
入侵	入侵	1	报警解除
入侵	非入侵	0	AC
入侵	非入侵	1	BD
非入侵	入侵	0	BC
非入侵	入侵	1	BD
非入侵	非入侵	—	不报警

注:A:单向越线报警产生;B:单向越线报警解除;C:双向越线报警产生;D:双向越线报警解除

2.5 入侵算法设计

整体的入侵检测流程为:针对具体监控角度和场景,对 yolov3 检测到的行人进行位置点的选取与保存,将所得位置送入区域(越线)入侵算法中判断,当被判断为入侵时对入侵结果进行存储,其流程如图 1 所示。

2.5.1 区域入侵算法

通过跟踪链中的位置均值点与区域入侵报警与解除产生条件可写出区域入侵检测算法如下:首先利用跟踪链中每个跟踪节点位置均值点判断入侵状态,再用当前帧的位置点进行区域入侵状态的判断,如果目标被判断为入侵状态则修改目标状态并累计入侵帧,当入侵帧数达到阈值,则不再进行报警提示。具体算法如下所示:

For 遍历跟踪链中的每个跟踪节点

If 跟踪目标没有处于入侵状态

If 跟踪目标被判断准则判断为入侵状态
修改目标为入侵状态,并累加入侵帧数

If 跟踪目标处于合并状态

在跟踪目标上显示所有参与合并的目标的信息

else //跟踪目标没有处于合并状态

在跟踪目标上显示其相关信息

End

Endif

else//跟踪目标处于入侵状态

if 跟踪目标被判断准则判断为仍处于入侵状态

if 报警次数没有达到入侵阈值

累加入侵帧数

if 跟踪目标处于合并状态

在跟踪目标上显示所有参与合并的目标的

信息

else//跟踪目标没有处于合并状态

在跟踪目标上显示其相关信息

Endif

else//报警次数达到阈值

解除入侵状态

Endif

else//跟踪目标没有处于入侵状态

解除入侵状态

Endif

Endif

Endfor

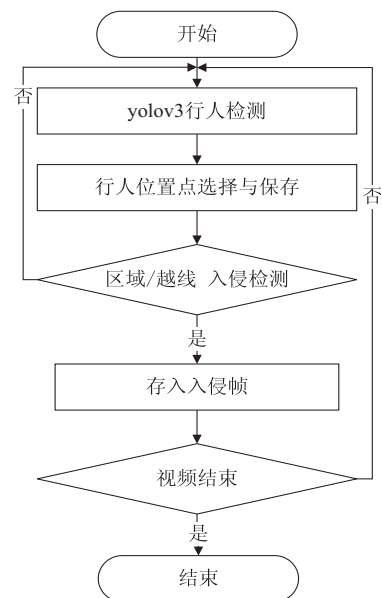


图 1 入侵检测流程

2.5.2 越线入侵算法

与区域入侵算法结构相似,越线入侵分为单线越线入侵与双线越线入侵。根据报警与解除条件可得越线入侵检测算法如下:首先也是遍历跟踪节点并利用位置均值点作为判断依据,判断当前帧是否处于单线

越线状态或双向越线状态,最后根据目标连续帧是否入侵和是否达到报警阈值来产生和解除报警。具体算法如下所示:

```

For 遍历跟踪链中的每个跟踪节点
If 跟踪目标没有处于越线状态
If 使用判断准则判断跟踪目标为越线入侵状态
    修改目标为越线入侵状态,并累加越线入侵帧数
If 跟踪目标处于合并状态
    跟踪目标上显示所有参与合并的目标的信息
else//跟踪目标没有处于单向越线入侵状态
    if 当前为双向越线模式
        if 跟踪目标被判断准则判断为从入侵区域进入非入侵区域
            产生双向越线报警,并累加报警帧数
            If 跟踪目标处于合并状态
                在跟踪目标上显示所有参与合并的目标的信息
            else //跟踪目标没有处于合并状态
                在跟踪目标上显示其相关信息
        End
    Endif
Endif
Endif
else//跟踪目标处于越线状态
    if 跟踪目标被判断准则判断为仍处于越线入侵状态
        if 报警次数没有达到越线入侵阈值
            累加报警帧数
            if 跟踪目标处于合并状态
                在跟踪目标上显示所有参与合并的目标的信息
            else//跟踪目标没有处于合并状态
                在跟踪目标上显示其相关信息
            Endif
        else//报警次数达到阈值
            解除越线入侵状态
        Endif
    else//跟踪目标没有处于单向越线入侵状态
        if 当前为双向越线模式
            if 报警次数没有达到阈值
                累加报警帧数
            if 跟踪目标处于合并状态
                在跟踪目标上显示所有参与合并的目标的信息
            else//跟踪目标没有处于合并状态
                在跟踪目标上显示其相关信息
            Endif
        else//报警次数达到阈值
            解除报警状态
        Endif
    Endif
Endif

```

```
else//当前为单向越线模式
```

```
    解除入侵状态
```

```
Endif
```

```
Endif
```

```
Endif
```

```
Endfor
```

3 系统实现

yolov3 的微调:因训练好的 yolov3 模型是对 20 种类别进行检测与识别,其中人的类别序列号为 0,所以将相机检测图片帧修改为 yolov3 特定输入格式并送入神经网络中,对输出进行当且仅当类别序列号为 0 时输出其位置框与分数的设置操作,得到的帧作为入侵算法的输入帧。

区域入侵检测模块:客户端:用户通过设置网络摄像头的相关信息并用鼠标进行区域的绘制后将信息传递给服务器端,并实时查看入侵检测结果和对入侵证据的调取。服务端:将客户端的网络摄像头获取的视频信息与禁区信息送入入侵算法执行,并将入侵证据存储于数据库中。

越线入侵检测模块:客户端:用户设置网络摄像头信息并用鼠标在视频中画出警戒线后系统自动将信息传递给服务器端,并实时查看检测结果与调取入侵证据。服务端:将客户端的信息送入入侵检测程序执行并将入侵证据存入数据库。

数据库模块:为存储入侵检测结果,利用 MySQL 数据库对其所用的网络摄像头信息、区域信息以及入侵信息进行区域入侵和越线入侵证据的存储,具体的系统功能结构如图 2 所示。

系统部署:为实现系统线上实时应用,采用 Flask 框架与 Gunicorn 代理进行系统的线上部署。

4 实验结果及分析

为验证该算法,在光照突变场景、光照不足的夜间场景、背景中树叶摆动场景和行人检测数据集 (<http://cvlab.epfl.ch>) 上进行实验。为进一步验证该算法,分别用混合高斯背景建模法、ViBe 和三帧差法这三个经典算法与该算法进行对比。实验结果如图 3 所示。其中图(a)、(b)是光照充足的行人检测数据集上的测试结果,图(c)、(d)是光照发生突变的测试结果,图(e)、(f)是光照不足的夜间测试结果,图(g)、(h)是树叶摆动下的测试结果。本实验主要检测对象是行人,针对不同监控角度采用不同位置点的行人通过禁区或靠近警戒线,系统根据对应算法选择报警。为进一步验证该算法的有效性,在光照充足的白天状态与经典算法中的混合高斯背景法、Vibe 法与三帧差

法进行对比后的结果如表 3 所示。

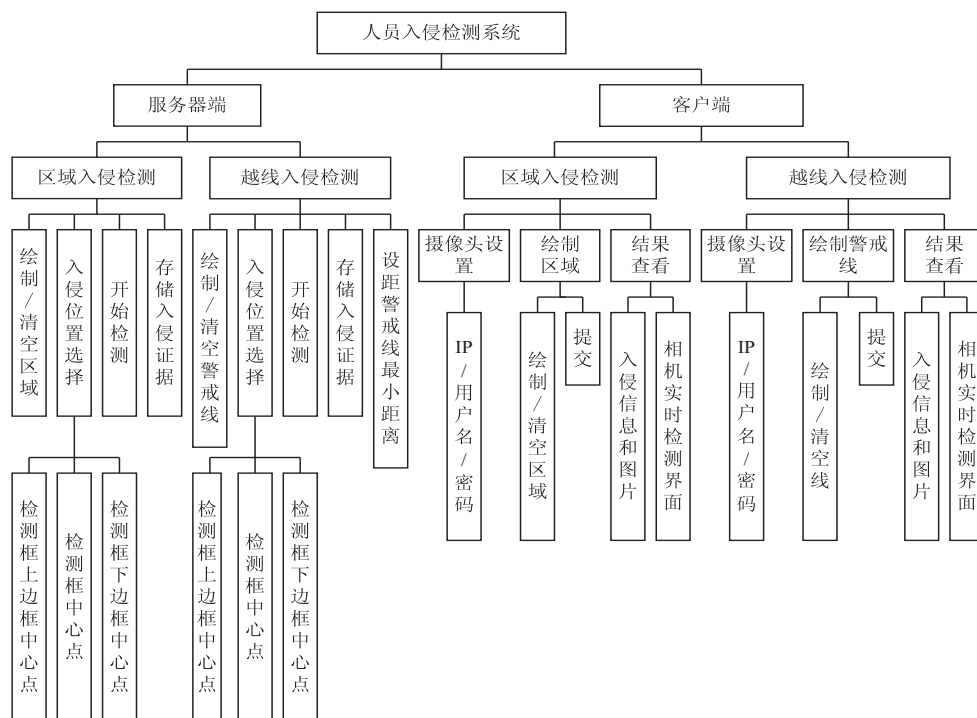


图 2 系统结构

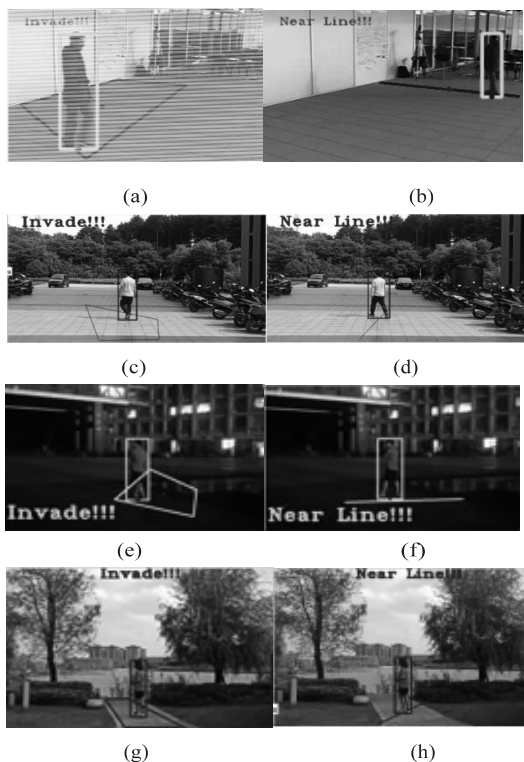


图 3 入侵实验结果

表 3 算法对比 %

算法	准确率	虚警率	漏警率
混合高斯背景	81.73	21.94	17.53
ViBe	82.89	18.73	15.34
三帧差法	84.58	17.95	13.86
文中算法	89.73	15.80	10.55

由表 3 可知,文中算法效果优于混合高斯背景建模法、ViBe 和三帧差法。这是因为混合高斯背景建模只考虑了单个像素在时间上的特性,当动态场景如树叶摆动使背景发生突变时,会产生像素差值,从而导致将摆动的树叶判断为前景目标;ViBe 算法中光照突然变化时会引起背景像素值发生改变,算法误将部分背景判断为前景而造成虚警现象;采用三帧差法丢掉了相互独立的目标轮廓,造成目标轮廓断裂和空洞,导致前景目标的提取不正确。

通过实验数据可以看出,文中算法检测效率更高,既能在光照突变场景下实现对行人的检测并判断,也能在光照不足的夜间场景完成入侵检测,适用性广泛。最主要的原因是文中算法用 yolov3 提取前景目标而没有涉及像素角度的背景建模,所以对光照突变和树叶摆动这种背景突变有强鲁棒性。但该算法也存在一定的实验误差,主要体现为以下两种现象,一是行人与行人之间高度重合,造成行人识别不完整或漏识别,二是对距离监控摄像头较远的小目标行人会出现漏检。其主要的原因是 yolov3 算法对遮挡度高的行人和小目标行人的检测准确率低,将来的工作也将致力于这两方面的改进。

5 结束语

研究了一种区域入侵算法和越线入侵算法,该算法选择检测到的行人框三个不同点作为位置点,扩大了不同监控角度适用性。通过行人多帧位置点取平均

值作为入侵判断依据,结合当前帧行人位置点进行入侵状态判断,提高了判断准确率。实验结果表明,该算法相对传统算法有明显优势,解决了传统方法容易受到光照突变和相似物干扰引起误报这一问题,鲁棒性强、实时性高,系统结构简单,可广泛应用于各种视频监控场景。

参考文献:

- [1] 林雄锋,李新海,邱天怡,等. 基于智能视频识别技术的变电站安全监控系统研究[J]. 广西电力,2020,43(5):51-57.
- [2] 王伟,吕山可,张雨果,等. 基于 BIM 与机器视觉技术结合的建筑施工危险区域入侵预警研究[J]. 安全与环境工程,2020,27(2):196-203.
- [3] 陈江明,屠民伟,韩幼华. 智慧监狱视频监控系统设计研究[J]. 数字技术与应用,2019,37(1):197-198.
- [4] LI Y, LIU Y, DONG H, et al. Intrusion detection of railway clearance from infrared images using generative adversarial networks[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2020,40(4):1-13.
- [5] 郭磊. 基于深度学习的铁路关键区域的入侵检测系统[D]. 北京:北京交通大学,2020.
- [6] 宁正,牛宏侠,张肇鑫. 基于改进混合高斯模铁轨异物入侵检测方法[J]. 传感器与微系统,2021,40(5):146-149.
- [7] 刘伟. 智能区域入侵防护系统研究[J]. 铁路通信信号工程技术,2019,16(9):56-60.
- [8] 朱松. MOG2 算法在区域入侵检测的应用[J]. 科技风,2019(5):248.
- [9] 刘峰,朱强,干宗良. 一种低复杂度的监控视频异物入侵检测算法[J]. 南京邮电大学学报:自然科学版,2020,40(1):1-8.
- [10] 郑钦浩,杨贞,杨振. 面向车辆和行人检测的 KM-SSD 方法[J]. 计算机与现代化,2021(3):51-56.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the 14th European conference on computer vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016:21-37.
- [12] 陈帅,尹洋,杨全顺. 基于深度学习的无人机入侵检测方法[J]. 计算机系统应用,2021,30(4):32-38.
- [13] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of 2016 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:779-788.
- [14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017,39(6):1137-1149.
- [15] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of 2017 IEEE international conference on computer vision. Venice, Italy: IEEE, 2017:2980-2988.
- [16] 马静怡,崔昊杨,张明达,等. 基于改进 Faster RCNN 的小尺度入侵目标识别及定位[J]. 中国电力,2021,54(3):38-44.
- [17] MAO Q C, SUN H M, LIU Y B, et al. Mini-YOLOv3: real-time object detector for embedded applications[J]. IEEE Access, 2019,7:133529-133538.
- [18] 杨剑锋,秦钟,庞小龙,等. 基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(4):37-44.
- [19] 白羽. 基于智能视频监控的入侵危险区域算法研究[J]. 科技创新与生产力,2014(11):45-47.
- [20] 向翼凌,何伟. 面向校园安全的视频区域入侵检测算法[J]. 武汉工程大学学报,2019,41(1):93-97.