

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211931

基于 YOLOv5 与 Deep-SORT 的机场跑道 侵入告警技术研究*

周睿 李明 孟双杰 邱爽 张强
(中国民用航空飞行学院空中交通管理学院 广汉 618307)

摘要: 针对传统的跑道侵入告警设备自动化水平低、安装维护成本较高的问题,通过机场视频系统获取机场场面图像信息,采用 YOLOv5 对机场场面航空器进行检测;使用轻量化网络 ShuffleNetv2 对 Deep-SORT 算法进行优化,实现对机场场面航空器的跟踪;根据单目视频采集系统建立坐标转换和测距模型,对机场场面航空器与跑道中线的距离进行准确测量,根据地面保护区设置合适的阈值实现跑道侵入告警。实验结果表明,优化后的模型平均处理时间降低了 25.64%,模拟环境下航空器距跑道中心线 11、18 和 43 cm 的测距平均误差分别为 0.02、0.01 和 0.01 cm,跑道侵入告警准确率为 95.86%,该模型实时性好、准确率高,能够有效预防跑道侵入事件的发生。

关键词: 跑道侵入;YOLOv5;Deep-SORT;ShuffleNetv2;单目测距

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on airport runway intrusion alarm technology based on YOLOv5 and Deep-SORT

Zhou Rui Li Ming Meng Shuangjie Qiu Shuang Zhang Qiang
(College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: The traditional runway intrusion alarm equipment has the problems of low automation level and high cost of installation and maintenance. In this paper, the airport scene image information is obtained through the airport video system, and YOLOv5 is used to detect the airport scene aircraft. A lightweight network ShuffleNetv2 is used to optimize the Deep-SORT algorithm to track the airfield aircraft. Through the monocular video acquisition system, the coordinate transformation and ranging model is established to accurately measure the distance between the airport aircraft and the runway midline. According to the ground protection zone, runway intrusion alarms can be realized by setting an appropriate threshold. The experimental results show that the average processing time of the optimized model is reduced by 25.64%, the average ranging errors of aircraft 11, 18 and 43 cm from the runway center line in the simulated environment are 0.02, 0.01 and 0.01 cm, respectively, and the accuracy of runway intrusion alarm is 95.86%. The model has good real-time performance and high accuracy. This method can effectively prevent the occurrence of runway intrusion events.

Keywords: runway incursion;YOLOv5;Deep-SORT;ShuffleNetv2; monocular distance measurement

0 引言

随着民航业的发展,航空安全运行压力不断增加,机场跑道侵入作为航空运输安全的重点,目前还存在人工投入量大、自动化水平低、监视设备成本较高等问题。本文立足于理论研究以解决实际问题为目标导向,利用机场视频系统所采集的图像信息为数据来源,基于计算机视觉技术研

究跑道侵入的预防和告警。

利用计算机视觉技术解决跑道侵入问题具有数据获取容易、画面直观、设备安装成本低且自动化水平高等优势,因此国内外学者针对计算机视觉技术解决跑道侵入做了大量研究。Major 等^[1]使用 Google 地图的视觉图像辅助工具,通过增强视觉辅助设备提高飞行员的态势感知来降低跑道侵入的风险;Bethke 研究了一种获取目标的方案,可

收稿日期:2022-11-03

* 基金项目:四川省科技厅重点研发项目(2020YFG0446)、中国民用航空飞行学院科研基金(J2022-056,J2020-076)项目资助

以通过微型传感器获得机场场面运动目标的位置信息,并以视觉的方式呈现,对视觉图像进行分析进而处理目标位置^[2];夏海琴等^[3]基于 BP 神经网络提取航空器的特征数据,能够识别不同种类航空器;潘卫军等^[4-5]提出了一种基于视频处理方法来解决跑道侵入问题的模型,通过混合高斯模型等图像处理办法,利用传统的运动物体检测方法检测视频中的运动目标,并引入航空器特征轮廓匹配,检验目标是否符合航空器的轮廓特征,对视频中的图像坐标与机场场面在三维世界中坐标的关系进行了分析,构建了视频到机场场面的投影模型。将运动的目标航空器投影到机场道面的俯视图中。谭笑等^[6]提出了一种混合高斯背景差分与帧间差分相结合的运动目标检测算法,将帧间差分的结果反馈到混合高斯模型中,实现高斯模型在光线突变时的快速收敛,该方法兼顾了检测速度和精度;陈文等^[7]提出了一种背景光线突变下有效消除抖动的方法,解决了机场场面由于航空器频繁起降所引起的背景光线突变问题,能够满足视频画面的实时需求;杨昌其等^[8]提出了一种以机场监视摄像头为数据源,利用图像和 Mask R-CNN 算法的防跑道侵入模型。上述方法中存在目标检测单一,图像处理速度和实时性不高,缺少跟踪视频图像位置和机场场面位置的转换以及对存在跑道侵入的目标位置判断不准确等问题。

本文通过采集机场视频系统的图像数据,基于 YOLOv5(you only look once)对场面航空器进行目标检测,通过改进的 Deep-SORT 算法对场面航空器进行实时跟踪;采用单目视频采集系统实时测量目标航空器与跑道中心线的相对位置关系,并根据地面保护区设置相应距离阈值,实现当航空器发生跑道侵入风险时的预防与告警。

1 算法原理

1.1 地面保护区

根据国际民航组织(International Civil Aviation Organization, ICAO)的规定,跑道侵入是指在机场发生的任何航空器、车辆或人员误入指定用于航空器起飞着陆的地面保护区的情况^[9]。地面保护区包括机场跑道以及滑行道位于适用的跑道等待位置 and 实际跑道之间的部分、跑道中线两侧各 75 m 范围内的土面区、仪表着陆系统(instrument landing system, ILS)敏感区、ILS 临界区和跑道端安全区。地面保护区包括跑道、跑道等待位置和道路等待位置与跑道之间的部分,地面保护区如图 1 所示。有关地面保护区范围的具体参数标准如表 1 所示。

1.2 目标检测技术

目标检测将待测目标的分割、识别、语义等高级视觉问题合为一体,对图像中的待检测目标进行识别与定位,衡量目标检测算法的重要指标是其检测的准确性和运行的实时性。对图像进行目标检测不仅要确定目标的类别,还要判断该目标在图像中像素点的范围^[10]。现如今,目标检测算

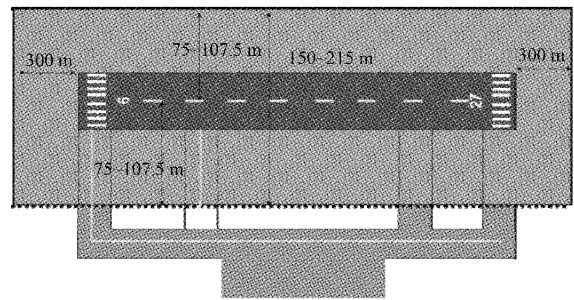


图 1 机场地面保护区示意图

表 1 等待坪、跑道等待位置或道路等待位置距跑道中线的最小距离 m

跑道类型	飞行区指标			
	1	2	3	4
非仪表跑道	30	40	75	75
非精密进近跑道	40	40	75	75
I 类精密进近跑道	60	60	90	90
II、III 类精密进近跑道			90	90
起飞跑道	30	40	75	75

法已被广泛应用于多个领域。目标检测技术主要分为传统的目标检测方法和基于深度学习的目标检测方法^[11]。基于深度学习的目标检测方法分为单阶段目标检测算法和双阶段目标检测算法^[12],由于双阶段目标检测算法的计算量较大,运行速度慢,帧数低,难以满足对实时性要求较高的机场跑道侵入检测。因此本文采用速度快,实时性好的单阶段目标检测算法。

YOLO 算法是 Redmon 等^[13]在 2016 年发布的论文中命名的算法,该算法主要应用场景为轻量便捷的目标检测任务中。YOLOv5^[14]算法是一种应用广泛,性能卓越的单阶段目标检测算法,该方法在检测速度和检测精度上有较好的平衡。YOLOv5 提供了 4 种网络模型,分别为 YOLOv5s、YOLOv5l、YOLOv5m、以及 YOLOv5x。YOLOv5 的网络结构模型如图 2 所示。其中 i 表示输入图像的通道数, o 表示输出图像的通道数, k 表示卷积核的大小, s 表示步长。本文采用 YOLOv5s 网络模型通过 Labelimg 工具制作航空器目标检测数据集,通过 YOLOv5 进行训练,获得机场场面监视目标检测模型。

1.3 改进 Deep-SORT 算法

本文采用 Deep-SORT^[15]算法实现对目标的跟踪。其算法的核心是卡尔曼滤波^[16]和匈牙利算法^[17],通过卡尔曼滤波对目标的下一帧位置进行预测,将预测后的目标位置与检测器检测到的目标进行重叠度(intersection over union, IOU) 比对计算。匈牙利算法解决了在目标追踪过程中的分配问题,将所有的检测框和卡尔曼滤波预测框进行分配,使卡尔曼滤波预测框能够找到最合适的匹配结果,实现目标追踪。Deep-SORT 算法流程如图 3 所示。算法流程如下:

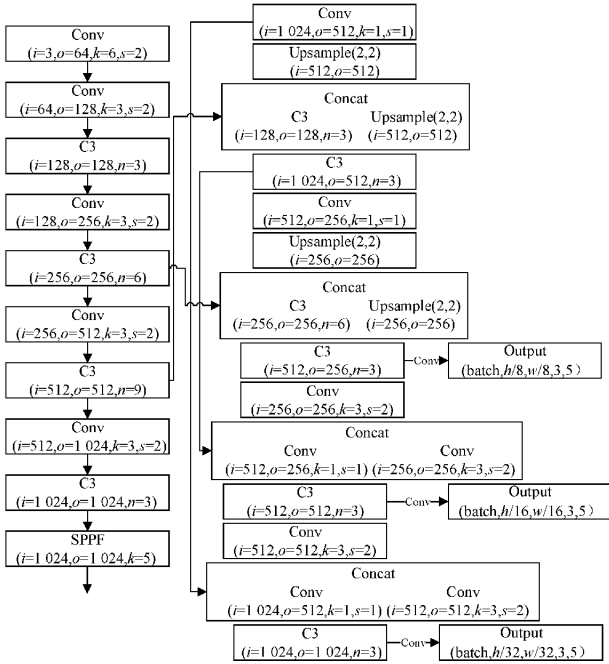


图2 YOLOv5 框架图

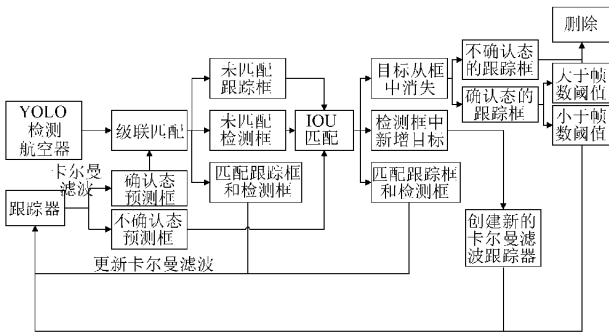


图3 Deep-SORT 算法流程

1) 将 YOLOv5 第 1 帧检测的目标框 (Detections) 输入到 Deep-SORT 算法中创建对应的跟踪器 (Tracks), 使用卡尔曼滤波生成预测框, 此时跟踪器为不确认态。

2) 将下一帧检测的目标框与上一帧跟踪器的预测框进行 IOU 匹配, 并计算其代价矩阵。

3) 将步骤 2) 中的代价矩阵输入匈牙利算法并得到线性匹配结果。结果有 3 种, 第 1 种为跟踪器失配 (unmatched tracks), 此时跟踪器转变为不确认态, 当连续失配一定次数 (默认 30 次) 该跟踪器将被删除; 第 2 种为检测框失配 (unmatched detections), 此时失配的检测框将创建一个新的跟踪器 (new tracks); 第 3 种为检测框与预测框匹配成功 (matched tracks), 此时对应的检测框将通过卡尔曼滤波更新跟踪器。

4) 循环步骤 2)~3), 直到出现确认态的跟踪器或视频结束。

5) 通过卡尔曼滤波预测确认态跟踪器的轨迹框和不确认态跟踪器的轨迹框, 并进行级联匹配, 其结果有 3 种, 第

1 种为跟踪器匹配, 此时跟踪器通过卡尔曼滤波更新其跟踪器变量; 第 2 种和第 3 种为检测框和预测框失配, 此时将之前不确认态的跟踪器与失配的跟踪器一起与失配的检测框进行 IOU 匹配, 并计算其代价矩阵。

6) 将步骤 5) 得到的代价矩阵输入匈牙利算法得到线性匹配结果。结果有 3 种, 第 1 种为跟踪器失配, 此时跟踪器转变为不确认态, 当连续失配一定次数 (默认 30 次) 该跟踪器将被删除; 第 2 种为检测框失配, 此时失配的检测框将创建一个新的跟踪器; 第 3 种为检测框与预测框匹配成功, 此时检测框将通过卡尔曼滤波对跟踪器进行更新。

7) 循环步骤 5)~6), 直到视频结束。

由于 Deep-SORT 算法的加入会导致算法整体运行速度降低, 机场很多终端设备难以满足复杂模型的实时运行, 因此本文采用轻量级网络 ShuffleNetv2 代替 Deep-SORT 的原始网络减少模型的大小和复杂度, 以减少计算量, 提升算法的整体运行速度, 满足在不同性能条件下的正常运行。

ShuffleNetv2^[18] 网络是一种高效轻量化网络模型, 该网络模型主要遵循 4 个准则来搭建:

- 1) 输入和输出的通道数保持一致可以最小化内存访问成本 (memory access cost, MAC)。
- 2) 分组数越大的分组卷积会增大内存访问成本。
- 3) 网络碎片化操作会降低并行度。
- 4) 逐元素操作 (Element-wise) 带来的内存和耗时影响不可忽略。

ShuffleNetv2 网络结构如图 4 所示; 其中 Conv 为普通卷积, BN 为批量归一化, ReLU 为激活函数, DW Conv 为深度卷积, Stride 为步长, Channel shuffle 为通道重排^[19]。图 4(a) 为基本单元, 输入的图像经过通道分割 (channel split) 分为 c' 和 $1-c'$, $c' = c/2$; 图 4(b) 为下采样单元, 该结构没有通道分割, 因此拼接 (Concat) 后输出图像的通道数为输入图像通道数的两倍。

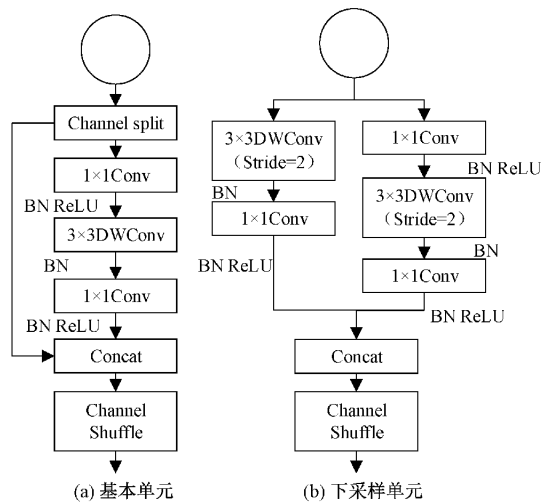


图4 ShuffleNetv2 结构

本文将 Deep-SORT 的网络替换成 ShuffleNetv2 网络后进行了 Deep-SORT 模型训练,并对 Deep-SORT 算法的运行时间进行测试。

1.4 单目测距模型

通过单目视频采集系统计算航空器与机场跑道中心线的垂直距离,为了确定目标航空器与图像平面中目标点之间的关系,需要建立相应的相机成像数学模型。其中相机的内参数,畸变系数等均可通过相机标定^[20]获得。相机标定为二维图像信息转化为机场中三维世界信息奠定基础。

如图 5 所示,首先通过相机标定法获得相机的内参数,在相机安装过程中可以获得相机的俯角 θ 、相机的离地高度 h 及相机与跑道中心线的垂直距离 OR 。图 5 中 CC_1 是相机的光轴。图像平面即为相机所拍摄的机场地面的图像, A_1 为目标航空器在图像平面中的成像。图像平面中 A_1 的坐标可通过相机内参求出。航空器与跑道中心线的垂直距离为 MR , 其计算方式如下,其中焦距 f 可通过相机标定获得。

$$MR = OR - OM \tag{1}$$

$$OM = \frac{h}{\tan \angle WMO} \tag{2}$$

$$\angle WMO = \angle CWM + \theta \tag{3}$$

$$\angle CWM = \angle M_1WC_1 = \tan^{-1} \frac{M_1C_1}{f} \tag{4}$$

$$MR = OR - \frac{h}{\tan(\tan^{-1} \frac{M_1C_1}{f} + \theta)} \tag{5}$$

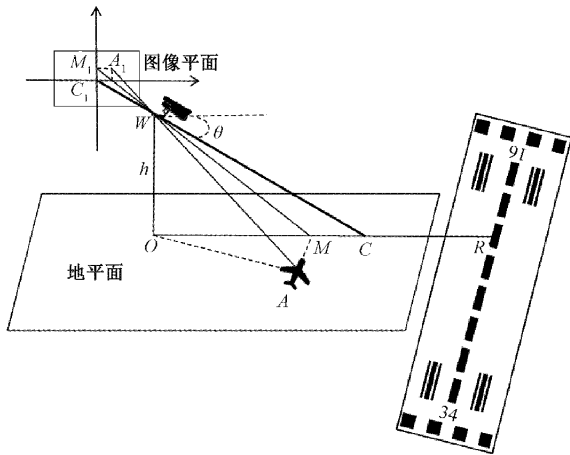


图 5 单目测距模型

通过上述算法计算航空器与跑道中心线的位置关系,将机场的所有摄像机的信息融合起来,再根据运动目标的特性设置一个合适的阈值,当目标超过该阈值时,系统报警,提醒工作人员潜在的跑道侵入危险,需要及时做出反应。

2 实验验证

为了验证本文方法,搭建了机场跑道侵入告警模型,如

图 6 所示。本实验采用的模型比例为 1 : 400,跑道等级 4D、摄像头采用 HF899_3.0 mm (110 度无畸变)、在 Windows10 系统下进行,CPU 采用 Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ,GPU 采用 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti, Torch 版本为 1.11.0+cud113,Python 版本为 3.7。

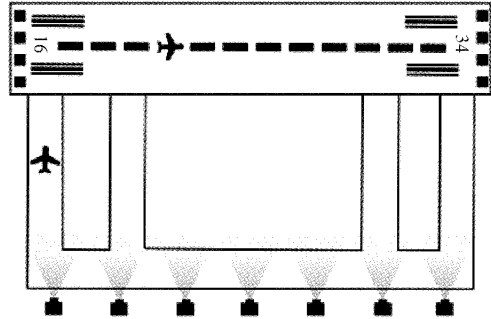


图 6 机场跑道侵入告警模型

Deep-SORT 与本文方法的处理时间对比如图 7 所示。本文方法处理时间最大值为 0.033 s,处理时间最小值为 0.028 s,平均处理时间为 0.029 s;Deep-SORT 算法的处理时间最大值为 0.043 s,处理时间最小值为 0.037 s,平均处理时间为 0.039 s;通过本文的方法模型平均处理时间降低了 0.01 s,提升率为 25.64%。

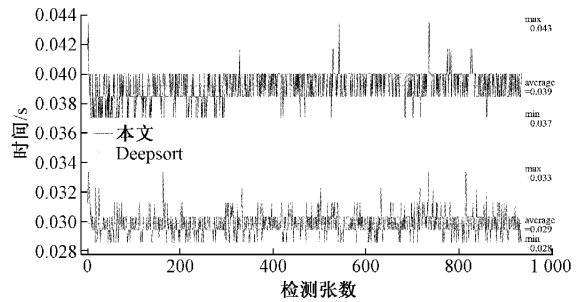


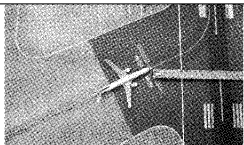

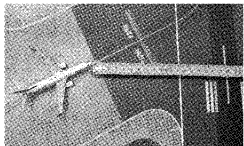

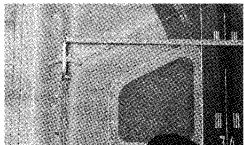

图 7 Deep-SORT 与本文方法处理时间对比

本文分别对航空器距离跑道中心线 11、18 cm 和 43 cm 进行测试,航空器与跑道中心线的实际距离以及测试示意图如表 2 所示,每组进行 300 次实验,航空器与跑道中心线距离的统计数据分别如图 8(a)~(c)所示,每组的平均距离分别为 11.02、17.99 和 42.99 cm,平均误差分别为 0.02、0.01 和 0.01 cm。

本文采用模拟环境为 1 : 400 的 4D 级跑道,由上文可知,任何航空器、车辆或人员距离跑道中线距离不得小于 75 m,在模拟环境下不得小于 18.75 cm。由于距离测量存在一定误差,为实现跑道侵入风险发生时及时告警,本文采用航空器距离跑道中心线 19 cm 为告警阈值。

跑道侵入告警如图 9(a)所示;此时跑道并未被占用,因此 1 号航空器距离跑道中心线为 13.98 cm 小于安全阈值也并未触发跑道侵入告警。如图 9(b)所示;此时跑道被占用,因此 1 号航空器距离跑道中心线为 43.03 cm,大于安

表2 航空器与跑道中心线距离测量示意图

	实际距离	检测距离
11 cm		
18 cm		
43 cm		

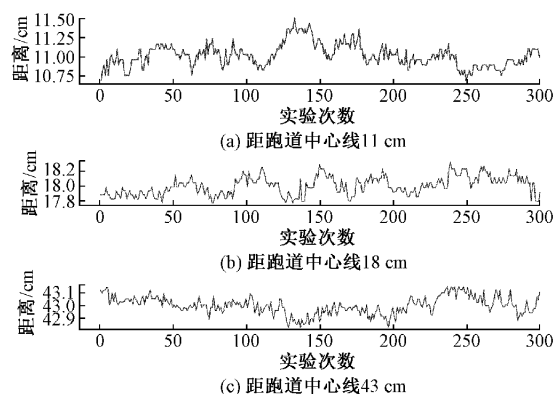
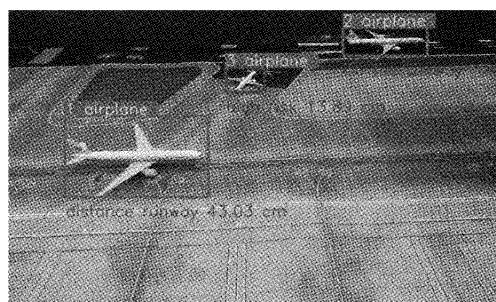


图8 航空器与跑道中心线距离测量统计图



(a) 跑道未被占用



(b) 跑道被占用

图9 跑道侵入告警

全阈值,故不触发跑道侵入告警;2号正在跑道上运行,故显示为在跑道上;3号航空器距离跑道中心线13.89 cm小于安全阈值,故触发高风险告警。由于航空器的最大滑行速度不得超过50 km/h,因此在航空器滑行速度小于规定速度的前提下,经过多次告警实验,结果显示该跑道侵入模型的告警率为95.86%。

3 结 论

本文采用计算机视觉技术,通过机场视频系统获取机场场面的图像信息,采用YOLOv5对场面航空器进行检测,使用ShuffleNetv2代替Deep-SORT算法的原始网络进行目标的跟踪,实现了算法的轻量化,通过单目视频采集系统对场面航空器与跑道中心线的距离进行测量,并根据地面保护区设置合适的距离阈值,当航空器与跑道中心线距离小于安全阈值时及时告警,有效降低了跑道侵入事件的发生。改进后的Deep-SORT算法,平均处理时间降低25.64%,该模型在航空器与跑道中心线不同距离测量的平均误差分别为0.02、0.01和0.01 cm,跑道侵入告警率准确率为95.86%。本文为中小型机场提供了一种低成本预防跑道侵入的方案,具有较为广阔的应用前景。

参考文献

- [1] MAJOR W, HUBBARD S. Innovative airport visual aids to enhance situational awareness and flight training for general aviation[C]. 19th International Symposium on Aviation Psychology, 2017:184.
- [2] 陈佳扬. 基于计算机视觉的机场防跑道侵入研究[D]. 广汉:中国民用航空飞行学院, 2021.
- [3] 夏海琴, 彭章友. 基于BP神经网络的飞机目标识别算法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(14): 52-57.
- [4] 潘卫军, 许友水, 康瑞. 基于视频处理的机场跑道入侵检测模型的设计与实现[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(28): 8366-8372.
- [5] 潘卫军, 吴郑源, 陈佳扬, 等. 基于混合高斯模型的跑道侵入检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(2): 63-67.
- [6] 谭笑, 柯泽贤. 基于混合高斯和帧间差分的机场跑道入侵检测[J]. 计算机仿真, 2014, 31(11): 38-41.
- [7] 陈文, 曹力, 黄圣国. 一种基于视频图像技术的跑道侵入检测方法[J]. 计算机仿真, 2013, 30(4): 103-107.
- [8] 杨昌其, 郭睿豪, 张晓磊. 基于Mask R-CNN的机场地面保护区航空器识别研究[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(11): 206-210, 226.
- [9] 宋广宏. 跑道侵入概念中的地面保护区划设研究[J]. 民航管理, 2020(11): 89-92.
- [10] 包晓敏, 王思琪. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(4): 5-9.

- [11] 张裕. 基于多尺度特征稠密连接的遥感图像目标检测方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, (5): 530-536.
- [12] 包文歧, 谢立强, 徐才华, 等. 基于 YOLOv5 的微小无人机实时探测方法[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(5): 232-237.
- [13] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [14] 张宏群, 班勇苗, 郭玲玲, 等. 基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的检测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 87-92.
- [15] 黄凯文, 凌六一, 王成军, 等. 基于改进 YOLO 和 DeepSORT 的实时多目标跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 7-13.
- [16] LIU J Q, GE G. Pseudolinear Kalman filters for target tracking using hybrid measurements [J]. Signal Processing, 2021, 188: 108206.
- [17] ZHANG Z C, LIANG Q, FENG Z H, et al. An improved multi-objective visual tracking algorithm[C]. International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics. Springer, Cham, 2021: 267-274.
- [18] Ma N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 116-131.
- [19] 徐晗智, 艾中良, 张志超. 一种基于通道重排的轻量级目标检测网络[J]. 计算机与现代化, 2020(2): 94-98.
- [20] 姚万业, 刘彤宇, 姜锦涛. 大场景下的单图像相机标定[J]. 计算机仿真, 2020, 37(11): 454-459.

作者简介

周睿, 博士, 副教授, 主要研究方向为天文导航及图像处理、交通运输。

E-mail: zhouruihello@163.com

李明, 硕士研究生, 主要研究方向为空中交通管理。

E-mail: 1130290378@qq.com

张强(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为通信导航监视、多源信号处理及无人机反制。

E-mail: zhangqiang_ioe@126.com