

## 基于深度学习与光电探测的无人机防范技术

杨名宇, 王浩, 王含宇

引用本文:

杨名宇, 王浩, 王含宇. 基于深度学习与光电探测的无人机防范技术[J]. 液晶与显示, 2021, 36(9): 1323–1330.

YANG Ming-yu, WANG Hao, WANG Han-yu. A counter-UAV system based on deep learning and EO detection[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(9): 1323–1330.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0325>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 无人机视频图像运动目标检测算法综述

Review of moving target detection algorithms for UAV video images

液晶与显示. 2019, 34(1): 98–109 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193401.0098>

### 单摄像机无人机获取裸眼3D视频的方法

Naked-eye 3 D videos acquired by single-camera unmanned aerial vehicle

液晶与显示. 2020, 35(4): 315–320 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203504.0315>

### 基于北斗/惯导与多传感融合的无人机参数矫正方法研究

Parameter correction of unmanned aerial vehicle based on beidou/inertial navigation and multi-sensor fusion

液晶与显示. 2017, 32(8): 656–661 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173208.0656>

### 基于改进YOLOv3的棉花异性纤维检测

Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3

液晶与显示. 2020, 35(11): 1195–1203 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203511.1195>

### 基于YOLO-v3模型压缩的卫星图像船只实时检测

Real-time ship detection in satellite images based on YOLO-v3 model compression

液晶与显示. 2020, 35(11): 1168–1176 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203511.1168>

文章编号:1007-2780(2021)09-1323-08

# 基于深度学习与光电探测的 无人机防范技术

杨名宇\*, 王 浩, 王含宇

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室,  
吉林 长春 130033)

**摘要:**无人机的无序“黑飞”带来一系列安全及社会问题,如何有效地对无人机进行探测、识别甚至打击是当今研究的热点与难点。为此,本文首先搭建了基于转台与高清可见光相机的无人机目标实时光电探测系统,并构建了一个由 40 000 帧无人机图像组成的样本库;其次,为了更远、更早地发现目标,在 YOLOv3 模型基础上增加更小的特征尺度,使得模型对小目标检测效果提升;最后,为了实现无人值守、全自动式无人机目标的探测与跟踪,提出一种基于更小特征尺度的 YOLOv3 与 KCF 相结合的模型,并通过外场试验确定了无人机目标跟踪过程中,目标丢失时所对应的阈值参数的选取。结果表明,通过在包含大疆御 Pro、精灵 3 等无人机在内的 8 000 帧无人机图像组成的静态测试集上进行实验,增加更小特征尺度后的模型对小目标的识别率较之原始 YOLOv3 模型提高约 5%;对于 1 280×720 分辨率的动态视频,每帧检测时间为 0.025~0.030 s(33 fps),且根据选定的阈值,当无人机目标丢失后可重新进行检测,每帧跟踪时间为 0.010~0.012 s(85 fps),验证了所提方法的有效性,并可满足工程应用中对实时处理的需求。

**关 键 词:**无人机防范;光电探测;深度学习;YOLOv3 模型;KCF 模型

**中图分类号:**TP79 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0325

## A counter-UAV system based on deep learning and EO detection

YANG Ming-yu\*, WANG Hao, WANG Han-yu

(Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics,  
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033, China)

**Abstract:** In view of the security and social problems caused by the unauthorized flying of civil UAV, a real-time detection system of UAV target based on a turntable and high-definition visible light camera is built firstly, and a sample database composed of 40 000 UAV images is constructed. Secondly, in order to find targets farther and earlier, a smaller scale of the feature map is added on the basis of YOLOv3 model to improve the detection effect of smaller targets. Finally, a model based on the combination of smaller feature scale for YOLOv3 and KCF model is proposed to detect and track UAV

收稿日期:2020-12-03;修订日期:2021-01-28.

基金项目:国家重点研发计划资助(No.2017YFC0822402);吉林省重点科技研发项目资助(No.20190303074SF)

Supported by National Key R&D Program of China(No.2017YFC0822402);Key Technology R&D Program of Jilin Province(No.20190303074SF)

\* 通信联系人, E-mail: ymy1983@163.com

targets automatically, and the selection of the threshold corresponding to target loss in UAV tracking process is determined through field tests. Results demonstrate that the recognition rate of the modified model is 5% higher than that with YOLOv3 model on small targets in the test set composed of 8 000 UAV images including DJI Mavic pro, Phantom 3, etc. For  $1\,280 \times 720$  resolution video tests, the detection time of each frame is  $0.025 \sim 0.030$  s (33 fps), and according to the selected threshold, when the UAV target is lost, it can be detected automatically, with the tracking time of each frame  $0.010 \sim 0.012$  s (85 fps), which verifies the effectiveness of the proposed method, and meets the needs of real-time processing in engineering applications.

**Key words:** counter-UAV; EO detection; deep learning; YOLOv3 model; KCF model

## 1 引言

近年来,随着无人机产业的迅猛发展和广泛应用,对全球低空安全管理造成了前所未有的严峻压力,非法放飞无人机所带来的安全隐患给机场、边境、监狱、重要敏感区域的低空防范敲响了警钟,引发公众高度关注。无人机的无序飞行时有发生,不仅严重扰乱空域交通秩序,还会引发很多安全问题。如在 2018 年底,英国西斯罗机场由于无人机的“黑飞”,使得机场关闭数天,滞留旅客上万人,造成巨大经济损失。目前,绝大部分无人机为受控状态,即无人机的购买需要实名制,且每次飞行的航迹、时间、地点等信息通过 GPS 信号都可在监管部门的后台查询到。在这种情况下,可以较为容易地锁定每台飞机以及飞机拥有者。上述受控监管模式目前已能覆盖大约 90% 以上的消费级无人机,剩余 10% 的无人机包括自行研发的、私自拆掉 GPS 模块的等,则处于非受控状态,是低空防范的重点和难点。如何对非受控的无人机目标进行检测、识别与跟踪,是当前全世界各国普遍存在的难题<sup>[1-2]</sup>。

当前,无人机防范常用手段主要包括:光电探测、无线电探测、声学探测、雷达探测等<sup>[3]</sup>。光电探测主要利用光学设备通过成像的方式判断目标是否存在,具有直观、易读等优点,但通常作用距离较小,且探测效率较低,距离实际工程应用尚有差距<sup>[4-9]</sup>。无线电干扰主要通过特定频段的无线电波阻断无人机和飞行控制器之间的无线链路,使飞行控制器无法向无人机发送信号。但此方法并不是对于所有型号的无人机都适用(如大疆的云哨系统,该系统只对大疆旗下的无人机有效),同时,可视化程度差。声学探测通常用于大型无

人机等的探测,在城市环境下使用时易受到背景噪声干扰。雷达探测可同时获得目标的位置、速度等信息,但是对于民用无人机而言,其雷达散射面积较小,同时无人机飞行高度较低、飞行速度较慢、体积较小,即“低慢小”,对于此类目标,雷达探测存在效能不足等问题。

针对现有光电探测手段存在的不足,本文搭建了一套由转台、高清可见光相机、图像采集与处理设备组成的地面式无人机探测与跟踪系统,在 YOLOv3 模型基础上增加了更小尺度特征,并提出一种基于更小尺度的 YOLOv3 与 KCF 相结合的模型。实验结果表明,所提方法可以对无人机目标实现全自动式检测与跟踪,且远距离小目标识别率比原始 YOLOv3 模型高 5%。对于  $1\,280 \times 720$  分辨率的动态视频,每帧检测时间为  $0.025 \sim 0.030$  s,且根据选定的阈值,当无人机目标丢失后可重新进行检测,每帧跟踪时间为  $0.010 \sim 0.012$  s,验证了所提方法的有效性,并可满足工程应用中对实时处理的需求。

## 2 深度学习简介

深度学习的概念是 Hinton 等人于 2006 年首次提出的<sup>[10]</sup>,其从一问世就备受学术界关注,原因在于相比于其他方法与结构,多隐层的人工神经网络能够更好地模拟人脑的思考过程,具有更加优异的学习及泛化能力,能够更有效、更本质地对目标的特征进行提取与描述,从而提升对各类目标的分类与识别能力。

卷积神经网络是深度学习第一个真正多层结构学习算法,其在图像识别领域优势明显。它利用感受野局部连接等概念极大地减少了参数量,降低了网络模型的复杂度,提高了训练效率,

且网络对于平移、缩放的各种变形都具备较高的不变性<sup>[11-12]</sup>。一个卷积神经网络通常包括卷积、降采样、激活、池化以及全连接等操作,卷积层和降采样层实现对目标低层特征的提取,通过多个卷积层来模拟人脑感知视觉信号的逐层处理机制;激活主要实现非线性变换,常用 Sigmoid、ReLU 等非线性函数实现;池化操作主要实现高层特征的提取,全连接实现对目标最终的分类<sup>[13]</sup>。

### 3 基于深度学习的无人机目标识别与跟踪

#### 3.1 图像获取

目前,各类开源的深度学习数据集中客机、直升机等类图像较多,无人机类图像较少。此外,在进行地面式无人机防范时,地面探测系统对于空中无人机的观测视角应为仰视,现有数据集中包含的无人机类图像多为平视,直接使用开源数据集中的图像可能会导致漏检情况发生。因此,无人机类目标图像需要通过自行拍摄获得。

本文利用转台、高清可见光相机及无人机进行图像数据获取,如图 1 所示。



图 1 转台及高清可见光相机实物图  
Fig.1 Picture of turntable and HD camera

其中,转台可以水平  $360^\circ$  旋转,俯仰方向为  $0^\circ \sim +90^\circ$ 。高清可见光相机分辨率为  $1\,280 \times 720$  (720 P),变焦镜头焦距为  $20 \sim 700$  mm,视场角为  $1.02^\circ \sim 34.68^\circ$ 。采用的无人机包括大疆御 Pro、大疆精灵 3、诺巴曼 X18W 等在内的 4 个品牌共计 6 种机型,分别在不同尺度、光照、背景、仰角、姿态下进行拍摄,通过预处理之后共获得无人机目标图像 40 000 张。

图 2 为大疆御 Pro 无人机实物,由机身和 4 个旋翼组成,其中,机身尺寸为  $190$  mm(长)  $\times$   $85$

mm(宽)  $\times$   $55$  mm(高),相邻旋翼长度为  $240$  mm,对角旋翼长度约为  $350$  mm,参考方砖尺寸为  $600$  mm  $\times$   $600$  mm。



图 2 大疆御 Pro 无人机实物图  
Fig.2 Picture of DJI Mavic Pro

将大疆御 Pro 无人机看作边长为  $240$  mm 的正方形,且无人机识别时按 30 个像素计算,通过几何光学可得最远探测距离为  $1.6$  km。但在镜头最长焦距时,视场角仅为  $0.51^\circ$ ,在此视场下进行目标跟踪是不现实的。为了兼顾探测视场和目标大小,实际最远可用的作用距离在  $1$  km 左右。

将采集到的总样本数 40 000 帧中包含无人机目标图像的 80% (32 000 帧) 作为训练集,剩余 20% (8 000 帧) 作为测试集。

#### 3.2 模型构建

##### 3.2.1 目标识别

综合考虑识别精度与识别效率,本文选用 YOLOv3 模型进行无人机目标实时检测与识别。基于 YOLO 模型的深度学习目标识别技术,可同时预测多个边界框的位置和类别,实现端到端(end to end)的目标检测和识别,即在输入图像运行一次后即可获得图像中所有目标的位置、其所属类别以及相应的置信概率,速度明显优于其他同类型算法模型<sup>[14]</sup>。

YOLOv3 在原有的 YOLO 模型架构中进行了一些改进,通过调整模型结构的大小来权衡速度与精度间的关系,如使用锚点框来预测边界框、进行多尺度预测、使用含有更多卷积层的 Darknet-53 基础网络、利用二元交叉熵损失函数(Binary Cross-entropy Loss)来进行类别预测等<sup>[15-16]</sup>。YOLOv3 对输入图像进行了 5 次降采样,并分别在最后 3 次降采样中对目标进行预测。

最后 3 次降采样包含了 3 个尺度目标检测的特征图,其中  $13 \times 13$  的特征图负责预测较大目标,  $26 \times 26$  的特征图负责预测中等大小的目标,  $52 \times 52$  的特征图负责预测较小目标<sup>[17-18]</sup>。

为了更远、更早地发现目标,增强模型对小目标的识别能力,本文在 YOLOv3 模型基础上,增加了更小的尺度特征  $104 \times 104$ 。具体做法为将 YOLOv3 网络中的第 109 层与第 11 层进行张量拼接,将拼接后的处理结果作为新的特征图。

### 3.2.2 目标跟踪

跟踪模型选用核相关滤波(Kernelized Correlation Filter, KCF)。相关滤波(Correlation Filter)是根据 MOSSE、CSK 等算法改进而来的,最初起源于信号处理领域,后被运用于图像分类等领域。相关滤波在目标跟踪方面最朴素的想法是:相关是用来衡量两个信号的相似程度,如果两个信号越相似,那么其相关值就越高。具体来说,即利用一个目标检测器,使得当它作用在跟踪目标上时,得到的响应最大,最大响应值的位置就是目标的位置。在 KCF 中,利用脊回归函数来训练目标检测器。引入核函数的目的主要是将高维特征映射到低维空间,提高算法计算效率。

由于 KCF 中脊回归函数的返回值表明的是当前位置与初始位置的相关程度,因此可以通过实时计算该返回值来判断目标是否丢失。本文提出的无人机目标识别与跟踪算法总体流程如图 3 所示。

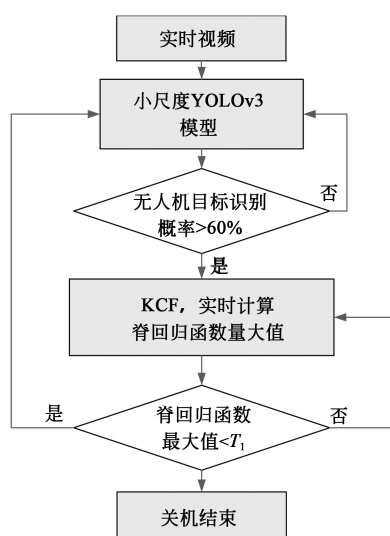


图 3 算法总体流程图

Fig.3 Scheme of the proposed algorithm

这里,60%概率为经验值,主要考虑到在实际应用中,本着“宁虚勿漏”的原则以及小目标与变形的情况,略大于 50%概率即可认为是“目标”。在实际跟踪过程中,不同背景、光照等条件下,脊回归函数的返回值范围一般不同,因此只能通过大量的试验来确定该值的范围。本文通过大量室外试验得出,针对选择的无人机目标样本,脊回归函数的取值范围在  $(0, 0.85]$  之间。当目标丢失时,其最大值小于 0.2,所以将阈值  $T_1$  设定为 0.2。即当某一时刻的脊回归函数最大值小于 0.2 时,重新进行目标检测,如此循环,直至结束。

## 4 实验结果与分析

为了验证所提方法的有效性,利用测试集数据与视频进行了实验。开发环境为 Ubuntu16.04,开发工具为 QT5.9.2,程序用 C++ 语言编写,计算机 CPU 为 Intel i7-7700K,内存 32 G, GPU 为 1 块 Titan XP。计算机与转台、高清可见光相机之间的通讯通过 RS232 串口进行。YOLOv3 网络的输入大小共有 320, 416, 608 三种,考虑到无人机目标本身较小以及训练图像的大小,本文选用的网络输入大小为 608。

在测试集 8 000 帧图像中,目标像素小于等于  $40 \times 40$  的图像共有 1 200 帧,YOLOv3 模型正确识别无人机图像数量为 7 254,正确率为 90.67%;增加更小特征尺度后正确识别无人机图像数量为 7 616,识别正确率为 95.2%,相较于 YOLOv3 提高约 5%。

在对两段视频的测试中,视频 1 包含 2 350 帧,视频 2 包含 1 780 帧,对于本文提出的基于更小特征尺度的 YOLOv3+KCF 模型,正确识别与跟踪的总帧数分别为 2 200 和 1 675,正确率分别为 93.6% 和 94.1%。对于分辨率为  $1\,280 \times 720$  图像,单帧检测时间为 0.025~0.030 s,单帧跟踪时间为 0.010~0.012 s。

图 4 为对较小目标的检测结果,其中图 4(a)目标大小为  $40 \times 35$ ,图 4(b)目标为  $30 \times 28$ ,单位为像素。可以看出,在目标所占像素较少的情况下,增加了更小特征尺度的 YOLOv3 模型依然可以成功将无人机目标检测出来;而限于目标尺寸的影响,YOLOv3 模型未能成功检测到目标。



图4 较小目标检测结果

Fig.4 Results for small UAV targets

图5为视频1的测试结果。图5(a)为视频第1帧,检测到无人机并标注为UAV。图5(b)为第185帧图像,当前为跟踪状态,标注为“Tracking”。图5(c)为第328帧,依旧处于跟踪状态,目标没有丢失。图5(d)为第800帧,由于背景变化较大,且目标与背景颜色较为接近,本帧跟踪时目标丢失。

实时计算此时的脊回归函数  $f(z)$  为 0.17, 小于设定的阈值 0.20, 即认为跟踪目标丢失, 需重新进行目标检测。图5(e)为第801帧, 重新进行目标检测后, 成功检测到无人机, 并转向跟踪。图5(f)为第926帧, 当前处于跟踪状态, 表明从第802帧开始一直处于跟踪状态, 并正确跟踪到无人机目标。



图5 视频1测试结果

Fig.5 Experiments for video1

图6为视频2的测试结果。图6(a)为视频第1帧,检测到无人机并标注为UAV。图6(b)为第168帧图像,当前为跟踪状态,标注为“Tracking”,可以看到背景始终为天空。图6(c)为第470帧,依旧处于跟踪状态,但背景逐渐从纯天空向建筑物过渡。图6(d)为第984帧,此时背景变为树叶,相较天空背景变化较大,且此时目标

与背景颜色较为接近,导致本帧跟踪时目标丢失。实时计算此时的脊回归函数  $f(z)$  为 0.13, 小于设定的阈值 0.20, 即认为跟踪目标丢失, 需重新进行目标检测。图6(e)为第985帧, 重新检测到无人机, 并转向跟踪; 图6(f)为第1119帧, 处于跟踪状态, 表明自最近一次重新检测后, 一直处于跟踪状态, 验证了所提方法的有效性。



图 6 视频 2 测试结果

Fig.6 Experiments for video2

表 1 为 YOLOv3、小尺度 YOLOv3、小尺度 YOLOv3+KCF 分别在上述静态样本、视频 1 和视频 2 中的性能对比。从表中可以看出,对于样本集图像来说,加入小尺度特征后,识别率提升近 5%。对于视频 1 和视频 2,单纯用 YOLOv3 或者小尺度 YOLOv3 去进行目标检测与跟踪(检测式跟踪),二者的识别正确率都要比本文方法高。其中,YOLOv3 的正确率比本文方法略高一点。但是这种每帧都进行检测的方法对资源需求太

高,每帧检测时间平均为 0.03 s 左右,即 30 fps,再加上一些其他处理,经常会低于 25 fps,不能满足工程上的实时处理。而本文方法在目标跟踪时,只有当目标丢失时才会重新检测,在目标没有丢失的情况下均进行跟踪,而跟踪的处理时间仅为 0.012 s 左右。因此,通过加权计算本文方法每帧检测及跟踪时间平均为 0.022 s 左右,即使算上其他资源消耗,也可满足 30 fps 实时处理需求。

表 1 YOLOv3、小尺度 YOLOv3、小尺度 YOLOv3+KCF 性能对比

Tab.1 Performance comprison of YOLOv3, small-scale YOLOv3 and small-scale YOLOv3+KCF

| 方法             | 正确识别帧数/帧          | 识别率/%           | 平均时间开销/s       |
|----------------|-------------------|-----------------|----------------|
| YOLOv3         | 7 254/2 205/1 698 | 90.67/93.8/95.3 | 0.03/0.03/0.03 |
| 小尺度 YOLOv3     | 7 616/2 292/1 741 | 95.2/97.5/97.8  | 0.03/0.03/0.03 |
| 小尺度 YOLOv3+KCF | —/2 200/1 675     | —/93.6/94.1     | —/0.022/0.022  |

5 结 论

为了对“黑飞”的无人机进行光电探测与跟踪,本文搭建了基于转台与高清可见光相机的无人机目标实时探测系统,在 YOLOv3 模型基础上增加更小的特征尺度并结合 KCF 模型,实现对无人机目标的实时检测与跟踪。试验结果表明,通过在包含大疆御 Pro、精灵 3 等无人机在内的 8 000 帧无

人机图像组成的静态测试集上进行实验,增加更小特征尺度后的模型对小目标的识别率较之原始 YOLOv3 模型提高约 5%。对于 1 280×720 分辨率的动态视频,每帧检测时间为 0.025~0.030 s(33 fps),且根据选定的阈值,当无人机目标丢失后可重新进行检测,每帧跟踪时间为 0.010~0.012 s(85 fps),这对于未来全自动式无人机探测系统的研制具有重要意义。然而,无人机种类繁多,不可能穷尽所有无人机目标,本文只是对常见的几种旋翼式

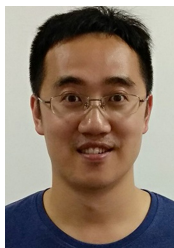
无人机进行了取样和训练,对于固定翼式的无人机目标并没有考虑,进一步工作将主要集中在更多种类更多数量的无人机目标样本获取及神经网络模型优化等相关研究方面。

## 参 考 文 献:

- [1] 蒋兆军,成孝刚,彭雅琴,等.基于深度学习的无人机识别算法研究[J].电子技术应用,2017,43(7):84-87.  
JIANG Z J, CHENG X G, PENG Y Q, *et al.* A novel UAV recognition algorithm based on deep learning approach [J]. *Application of Electronic Technique*, 2017, 43(7): 84-87. (in Chinese)
- [2] 张静,张科,王靖宇,等.低空反无人机技术现状与发展趋势[J].航空工程进展,2018,9(1):1-8,34.  
ZHANG J, ZHANG K, WANG J Y, *et al.* A survey on anti-UAV technology and its future trend [J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2018, 9(1): 1-8, 34. (in Chinese)
- [3] 陈唯实,刘佳,陈小龙,等.基于运动模型的低空非合作无人机目标识别[J].北京航空航天大学学报,2019,45(4):687-694.  
CHEN W S, LIU J, CHEN X L, *et al.* Non-cooperative UAV target recognition in low-altitude airspace based on motion model [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(4): 687-694. (in Chinese)
- [4] 王靖宇,王霏禹,张科,等.基于深度神经网络的低空弱小无人机目标检测研究[J].西北工业大学学报,2018,36(2):258-263.  
WANG J Y, WANG X Y, ZHANG K, *et al.* Small UAV target detection model based on deep neural network [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2018, 36(2): 258-263. (in Chinese)
- [5] 翟进有,代冀阳,王嘉琦,等.深度残差网络的无人机多目标识别[J].图学学报,2019,40(1):158-164.  
ZHAI J Y, DAI J Y, WANG J Q, *et al.* Multi-objective identification of UAV based on deep residual network [J]. *Journal of Graphics*, 2019, 40(1): 158-164. (in Chinese)
- [6] 虞晓霞,刘智,耿振野,等.一种基于深度学习的禁飞区无人机目标识别方法[J].长春理工大学学报(自然科学版),2018,41(3):95-101.  
YU X X, LIU Z, GENG Z Y, *et al.* A UAV target recognition method for no flying zone based on deep learning [J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 41(3): 95-101. (in Chinese)
- [7] 祁蒙,王林,赵柱,等.新型“低慢小”目标探测处置系统的体系建设[J].激光与红外,2019,49(10):1155-1158.  
QI M, WANG L, ZHAO Z, *et al.* Advanced low-slow-small targets detection and disposal system construction [J]. *Laser & Infrared*, 2019, 49(10): 1155-1158. (in Chinese)
- [8] 屈旭涛,庄东晔,谢海斌.“低慢小”无人机探测方法[J].指挥控制与仿真,2020,42(2):128-135.  
QU X T, ZHUANG D Y, XIE H B. Detection methods for low-slow-small (LSS) UAV [J]. *Command Control & Simulation*, 2020, 42(2): 128-135. (in Chinese)
- [9] 陶磊,洪韬,钞旭.基于YOLOv3的无人机识别与定位追踪[J].工程科学学报,2020,42(4):463-468.  
TAO L, HONG T, CHAO X. Drone identification and location tracking based on YOLOv3 [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(4): 463-468. (in Chinese)
- [10] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [11] 范丽丽,赵宏伟,赵浩宇,等.基于深度卷积神经网络的目标检测研究综述[J].光学精密工程,2020,28(5):1152-1164.  
FAN L L, ZHAO H W, ZHAO H Y, *et al.* Survey of target detection based on deep convolutional neural networks [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(5): 1152-1164. (in Chinese)
- [12] 梁华,宋玉龙,钱锋,等.基于深度学习的航空对地小目标检测[J].液晶与显示,2018,33(9):793-800.  
LIANG H, SONG Y L, QIAN F, *et al.* Detection of small target in aerial photography based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(9): 793-800. (in Chinese)
- [13] 马浩鹏,朱春媚,周文辉,等.基于深度学习的乳液泵缺陷检测算法[J].液晶与显示,2019,34(1):81-89.

- MA H P, ZHU C M, ZHOU W H, *et al.* Defect detection algorithm of lotion pump based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(1): 81-89. (in Chinese)
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [J]. *arXiv*: 1804.02767v1, 2018.
- [15] 马永杰, 宋晓凤. 基于 YOLO 和嵌入式系统的车流量检测[J]. 液晶与显示, 2019, 34(6): 613-618.
- MA Y J, SONG X F. Vehicle flow detection based on YOLO and embedded system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(6): 613-618. (in Chinese)
- [16] 郑欣, 田博, 李晶晶. 基于 YOLO 模型的宫颈细胞簇团智能识别方法[J]. 液晶与显示, 2018, 33(11): 965-971.
- ZHENG X, TIAN B, LI J J. Intelligent recognition method of cervical cell cluster based on YOLO model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(11): 965-971. (in Chinese)
- [17] 方明, 孙腾腾, 邵桢. 基于改进 YOLOv2 的快速安全帽佩戴情况检测[J]. 光学精密工程, 2019, 27(5): 1196-1205.
- FANG M, SUN T T, SHAO Z. Fast helmet-wearing-condition detection based on improved YOLOv2 [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(5): 1196-1205. (in Chinese)
- [18] 巫明秀, 吴谨, 张晨, 等. 基于改进 YOLOv3 的棉花异性纤维检测[J]. 液晶与显示, 2020, 35(11): 1195-1203.
- WU M X, WU J, ZHANG C, *et al.* Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3 [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(11): 1195-1203. (in Chinese)

#### 作者简介:



杨名宇(1983—),男,吉林松原人,博士,副研究员,2012年于中国科学院自动化研究所获得博士学位,主要从事目标检测、机器学习、光电系统设计等研究。E-mail: ymy1983@163.com