

激光驱鸟机器人系统中的稳瞄算法研究

赵凡^{1,2*}, 邵思迪^{1,2}, 惠凯迪^{1,2}, 魏仁杰^{1,2}

¹西安理工大学印刷包装与数字媒体学院信息科学系, 陕西 西安 710054;

²西安理工大学陕西省印刷包装工程重点实验室, 陕西 西安 710054

摘要 针对现有机场驱鸟系统任务繁重、效率低下和代价高等问题,设计了一套由摄像机、双轴反射镜、激光器、视频处理和伺服控制组成的激光驱鸟机器人系统。系统中的飞鸟稳瞄算法由目标检测、目标跟踪和伺服控制算法组成。针对经典的核相关滤波器(KCF)跟踪算法缺少目标丢失判断问题,在跟踪过程中采用了一种简单有效的最近邻分类器来确定跟踪目标,以提高跟踪的稳定性;针对KCF算法中的方向梯度直方图(HOG)特征的弱区分性问题,采用深度网络中间层近似大小的特征图替代原KCF算法中串联的HOG特征,在避免逐块提取深度特征的同时增强目标特征的辨识度。实验结果证明,激光驱鸟机器人系统可以准确地对飞鸟进行刺激干扰,并且对飞鸟的检测和跟踪性能都高于其他算法。该系统可作为机场有效安全的刺激信号驱鸟方案。

关键词 机器视觉; 视频处理; 驱鸟机器人; 目标检测; 目标跟踪

中图分类号 TP242.6; TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0815004

Stabilized Sighting Algorithm in Laser Bird-Repelling Robot System

Zhao Fan^{1,2*}, Shao Sidi^{1,2}, Hui Kaidi^{1,2}, Wei Renjie^{1,2}

¹Department of Information Science, School of Printing, Packaging and Digital Media,

Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

²Shaanxi Provincial Key Laboratory of Printing and Packaging Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China

Abstract In view of the heavy task, low efficiency, and high cost of existing airport bird-repelling systems, we designed a laser bird-repelling robot system composed of a camera, dual-axis mirror, laser, video processing, and servo controls. The flying bird stabilized sighting algorithms in the system consists of target detection, target tracking, and servo control algorithm. To solve these drawbacks, we applied a simple and effective nearest neighbor classifier in the tracking process to confirm the tracking target for improving tracking stability and mitigating the lack of target loss judgment in the classical kernelized correlation filter (KCF) tracking algorithm. Furthermore, we replaced the concatenated histogram of oriented gradient (HOG) features in the original KCF algorithm with a feature map of approximate size in the middle layer of the depth network to solve the weak discrimination of the HOG feature in the KCF method. This strategy enhances the discrimination of target features while avoiding extracting depth features block by block. Experimental results show that the proposed laser bird-repelling robot system accurately stimulates and interferes with flying birds, and its detection performance and tracking performance outperform other algorithms. The proposed system serves as an effective and safe stimulus signal bird-repelling scheme in airports.

Key words machine vision; video processing; bird-repelling robot; target detection; target tracking

收稿日期: 2021-02-18; 修回日期: 2021-04-13; 录用日期: 2021-04-22

基金项目: 国家自然科学基金(61671376, 52075435)、陕西省自然科学基金基础研究计划联合基金(2021JLM-59)

通信作者: *vcu@xaut.edu.cn

1 引言

飞机的飞行速度快,与飞鸟发生碰撞后通常会造造成极大的破坏,严重时会造成飞机的坠毁。据统计,全球每年大约发生 21000 起鸟击事件,造成经济损失约 12 亿美元,国际航空联合会已把鸟害升级为“A”类(最易发生的)航空灾难。2019 年国内运输机场共发生责任区鸟击事件 836 起,同比增加 113 起,增幅 15.6%,责任区鸟击事件万架次率为 0.72,增幅为 10%^[1]。因此,设计高效而安全的驱鸟系统对维护机场安全至关重要。

近年来,作为鸟情观测的重要技术手段之一,雷达探鸟技术得到了快速的发展和应用^[2]。目前,国内外研制的相对成熟的“机场雷达探鸟系统”主要包括美国的 Merlin 雷达、加拿大的 Accipiter 雷达、荷兰的 Robin 雷达以及英国的 Aveillant 雷达。国内的部分高校和科研院所也在开展和推进探鸟雷达技术的研究^[3-4]。通过对探鸟雷达数据的处理分析,有助于掌握机场周边鸟类活动规律,及时形成鸟情分析报告,有助于指导机场工作人员制定科学合理的鸟防措施^[2]。雷达探鸟系统的探测范围在垂直高度上可以达到 3~6 km,在水平距离上可以达到 2~6 km,虽然雷达探鸟系统对机场周边鸟类活动的热点区域能够进行鸟类数量的估计,但雷达探测的范围相对较远。在所有鸟击事件中,飞机起飞和降落过程是最容易发生鸟击的阶段的,超过 90% 的鸟击发生在机场和机场附近空域,50% 发生在低于 30 m 的空域,仅有 1% 发生在超过 760 m 的高空。对于机场应用环境,在环保意识加强下,如何在不伤害鸟类的情况下,对机场低空出现的飞鸟进行实时有效驱赶是现如今机场安全的重要课题。当今国际通用的驱鸟方法主要有两种:其一是改变鸟类的生态环境,这种方法对环境破坏较大;其二是运用刺激信号对鸟类进行驱赶,刺激主要针对视觉、听觉和嗅觉方面。视觉刺激主要通过激光或者鸟类天敌的图像来驱赶鸟类^[5-7]。随着智能化绿色机场的推广,刺激信号驱鸟将成为未来发展的主要选择方案。对鸟驱赶前要对低空出现的鸟进行实时有效探测,目前国内鸟类探测手段主要包括热成像法、雷达法和图像处理法^[8-11]。由于鸟的体积小,这些方法热成像效果不理想,尤其在和所处环境温度相似的情况下;雷达对近目标反应慢并且价格昂贵;相比之下,图像处理法成本低,效率高,

扩展性好。

针对现有机场驱鸟系统不完善的问题,本文设计了一个基于机器视觉的机场驱鸟机器人系统,利用视频处理技术对机场低空域出现的飞鸟进行实时检测和跟踪,通过反射镜把激光对准飞鸟进行刺激驱赶。本系统可以降低探鸟成本,提高驱鸟效率和准确性,提升机场驱鸟的绿色智能化与自动化水平。

2 系统整体方案设计

基于机器视觉的激光驱鸟机器人系统主要由双轴反射镜、网络摄像机、视频处理单元、激光器、伺服控制单元组成。其工作原理为:摄像机和反射镜处于同一视场,在摄像机和反射镜视场范围内,光电设备处于目标的捕获状态。视频处理模块利用图像处理技术进行飞鸟的自动检测,对检测到的目标启动实时跟踪,把目标的跟踪结果(即脱靶量)输出到伺服控制单元;伺服控制单元根据脱靶量对双轴反射镜进行控制,使反射镜转向目标,从而把反射的激光束打到目标上。系统设计原理如图 1 所示,双轴反射镜、摄像头和激光发射器固定安装在支架上,将反射镜与水平方向呈 45° 夹角安装,将摄像头垂直于水平方向安装,使摄像机焦点对准反射镜的中心点。反射镜和摄像头的安装位置保证了二者视场严格一致,克服了视差带来的误差。激光器和摄像头同轴安装,使激光束垂直入射到反射镜

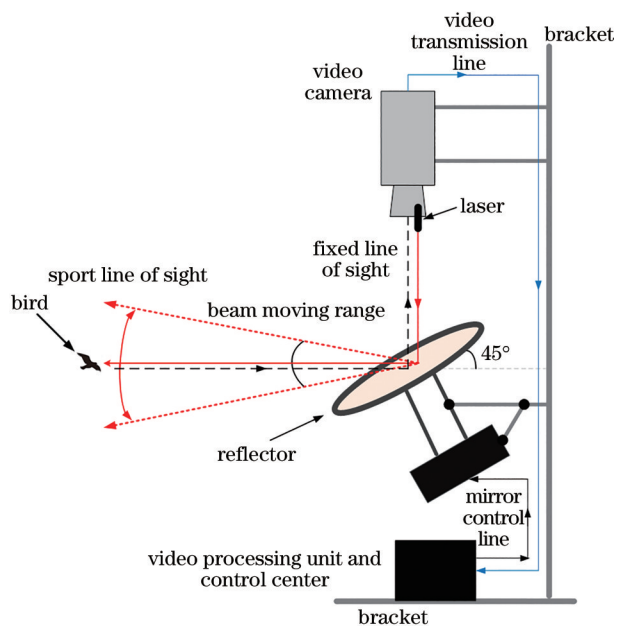


图 1 系统设计原理

Fig. 1 Schematic of system design

后水平反射到目标上,摄像头和激光器的同轴位置设计是为了保证激光束一直锁定在视频跟踪的目标上。摄像头通过反射镜的反射光获取机场空域的图像信息,视频处理单元自动检测飞鸟在图像中的位置信息,控制单元根据位置偏移量控制反射镜转向运动目标,把反射镜反射的激光束打在飞鸟上,刺激并驱赶鸟飞离该区域。按照硬件设计原理搭建的驱鸟机器人系统如图 2 所示,其中视频处理单元为计算机,反射镜由台体、功率驱动电路板和 DSP 控制电路板三部分组成,反射镜对外接口有两个,一个是提供给反射镜的 $\pm 30\text{ V}$ 电源连接端子,另一个是全双工 422 串行通信接口。 $\pm 30\text{ V}$ 电源连接端子和功率驱动电路板相连,全双工 422 串行通信接口和 DSP 信号控制电路板相连,DSP 信号控制电路板和 PC 机也通过 422 串口相连。

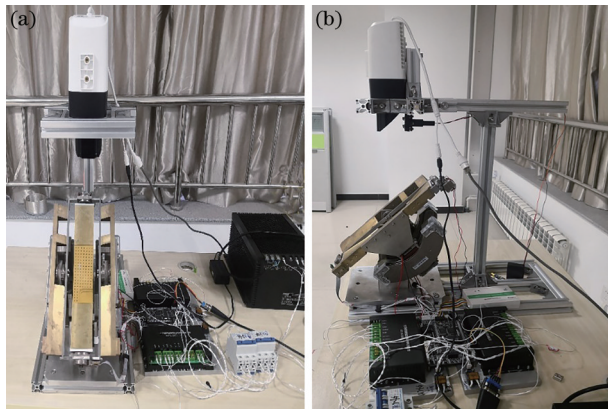


图 2 硬件组成图。(a)硬件正面图;(b)硬件侧面图

Fig. 2 Diagram of hardware composition. (a) Front view of hardware; (b) side view of hardware

3 算法设计

基于机器视觉的激光驱鸟机器人系统的核心是对鸟的稳瞄,本文提出了一种集成目标检测、目标跟踪和反射镜伺服控制的飞鸟稳瞄算法。算法流程如图 3 所示。首先,打开网络摄像头采集视频序列,启动双轴反射镜进行自检;其次,视频处理单元采用训练的检测器对图像中的飞鸟进行自动检测,如果没有检测到鸟,就继续检测,如果检测到一到多个目标,就在多个目标中选择最大的目标作为主目标(这里默认鸟的个头越大,碰撞危害就越大),对选定的主目标采用改进的核相关滤波器(KCF)算法进行跟踪,把跟踪结果通过串口发送给 DSP;接着,DSP 计算目标的脱靶量,通过另一个串口将脱靶量输出到双轴反射镜,控制反射镜转动以

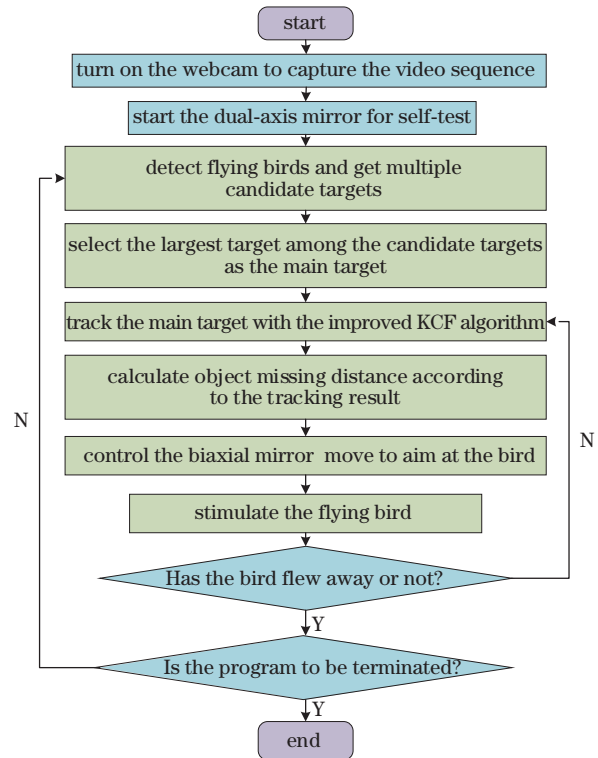


图 3 飞鸟稳瞄算法流程

Fig. 3 Flowchart of flying bird stabilized sighting algorithm
对准飞鸟,实现对鸟的刺激干扰;最后,视频处理单元判断目标是否飞走,如果没飞走就继续跟踪干扰,如果飞走了,重新进入下一轮的目标检测。

3.1 目标检测

近几年,基于深度学习的著名目标检测器有 Faster-RCNN^[12]、SSD^[13]和 YOLOv3^[14],在此基础上学者们又提出了注意力机制^[15]和 YOLOv4 算法^[16]。YOLOv4 算法^[16]采用了近些年卷积神经网络(CNN)领域中最优秀的优化策略,从数据处理、主干网络、网络训练、激活函数、损失函数等各个方面都有着不同程度的优化,使其在使用单个 GPU 进行训练时更加有效和适配。它是目前最优秀的目标检测算法之一,相比 YOLOv3, YOLOv4 的平均精度性能提升了 10 个百分点,故选用 YOLOv4 网络结构进行飞鸟检测器的训练和测试。网络结构如图 4 所示,主要由 Input、Backbone、Neck 和 Head 四部分组成。首先将图像送入网络进行增强处理;然后进入 Backbone 主干网络进行特征提取,这里主干网络选用 CSPDarknet53; Neck 层介于 Backbone 和最后的预测输出层之间,采用的是 spatial pyramid pooling(SPP)+path aggregation network(PAN)结构,主要用来融合不同尺寸特征图的特征信息。在预测阶段,使用 3 个不同尺度的特征图对目标预测

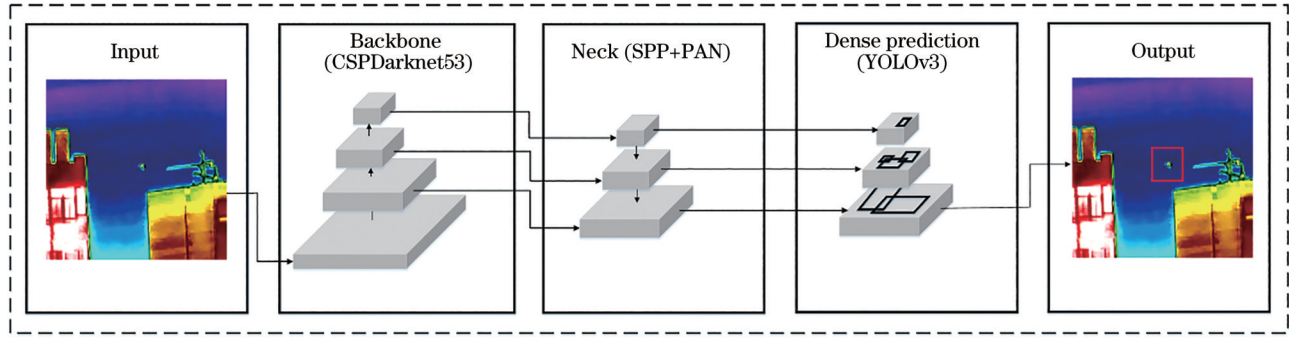


图 4 图像中的飞鸟检测机制

Fig. 4 Bird detection mechanism in images

对象类别的概率,本实验包含两种对象,一种是鸟,另一种是背景。最后经非极大值抑制(NMS)算法剔除置信度小的预测,选取置信度高的预测作为最终的检测结果。

3.2 目标跟踪

由于在跟踪精度和速度之间取得了良好的平衡,KCF算法^[17]一经提出就受到了学者和工业界人士的广泛关注,目前基于KCF的跟踪方法已成为在线目标跟踪领域的主流方法^[18-19]。基于KCF的跟踪器使用相关滤波器生成的响应图来确定目标位置,但是当目标离开视野时,使用最大响应值来反映目标的位置信息时必然会产生跟踪误差。另外,算法对目标提取的是方向梯度直方图(HOG)手动特征,在目标和背景相似情况下,由于该手动特征区分性较差,跟踪错误容易发生。针对这两个问题,本文首先采用了一个在线更新的最近邻分类器对跟踪目标进行确认,以提高跟踪的稳定性;其次用深度特征替代手动特征,以提高目标特征的区分性。在深度特征的提取方面,巧妙地利用ResNet-50中间层的特征图替代原KCF算法中图像块的串联特征,以避免复杂度的提升。

改进的KCF算法步骤如下。

1) 在当前帧图像 I^t 中,把选定的主目标 \mathbf{o}^t 作为中心,向外扩展一定尺寸得到目标的感兴趣区域图像 I_c^t 。

2) 将 I_c^t 送入 ResNet-50 网络模型^[20],提取 Conv5_x 层大小为 7×7 、维度为 2048 的深度特征作为当前帧图像 I^t 的目标特征 f^t 。这里的特征图相当于把 I_c^t 分成了 7×7 个大小不重叠的图像块。再计算每个块与中心块之间的欧氏距离,用欧氏距离的倒数值初始化高斯模板 \mathbf{y}^t 的对应元素, \mathbf{y}^t 是当前帧图像 I^t 在 KCF 算法中的目标回归值。

3) 计算 f^t 的核相关矩阵 $K^{f^t f^t}$:

$$K^{f^t f^t} = \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma^2} \left[\|f^t\|^2 + \|f^t\|^2 - 2 \text{DFT}^{-1}(\hat{f}^{t*} \odot \hat{f}^t) \right] \right\} \quad (1)$$

式中: $\text{DFT}^{-1}(\cdot)$ 表示离散傅里叶逆变换(DFT); \hat{f} 表示 f 的傅里叶变换系数; \hat{f}^* 是 \hat{f} 的复共轭。

4) 计算岭回归系数 $\hat{\alpha}^t$, 完成 KCF 算法的一次训练。

$$\hat{\alpha}^t = \hat{\mathbf{y}}^t / (\hat{K}^{f^t f^t} + \lambda \mathbf{I}), \quad (2)$$

式中: λ 是控制过拟合的正则化参数, 实验中取值为 10^{-4} 。

5) 在第 $t+1$ 帧图像中确定候选目标。首先在第 $t+1$ 帧图像 I^{t+1} 中提取 I_c^t 对应位置的感兴趣区域 I_c^{t+1} , 对 I_c^{t+1} 提取深度特征 f^{t+1} ; 接着按照(1)式计算 f^t 和 f^{t+1} 之间的核相关矩阵 $K^{f^t f^{t+1}}$; 然后计算目标响应图 M^{t+1} , 在 M^{t+1} 中选择最大值, 其对应的位置就是候选目标的中心点位置, 从而得到候选目标 \mathbf{o}^{t+1} 。

$$M^{t+1} = \text{DFT}^{-1}(\hat{\alpha}^t \odot \hat{K}^{f^t f^{t+1}}). \quad (3)$$

6) 对候选目标 \mathbf{o}^{t+1} 采用在线更新的最近邻分类器进行确认, 对鸟是否已飞走得出结论。

3.2.1 目标的深度特征提取

在提取 HOG 手动特征的基础上, KCF 目标跟踪算法取得了良好的跟踪性能, 但手动特征的缺点是区分性较差, 容易造成目标跟踪错误和模板漂移问题, 因此对目标提取区分性更强的深度特征就很有必要。通过卷积神经网络提取到的深层语义特征对旋转和变形等外观变化具有良好的不变性。采用 ResNet-50 网络模型^[20], 结构如表 1 所示, 由于在原 KCF 算法框架中需要把目标图像块 I_c^t 划分成 $m \times n$ 个相互不重叠的图像块, 提取每个图像块的 HOG 特征, 再将所有图像块的 HOG 特征串联起来

表 1 ResNet-50 网络结构
Table 1 ResNet-50 network structure

Network layer	Conv1_x	Conv2_x	Conv3_x	Conv4_x	Conv5_x
Kernel size	7×7, 64, stride is 2 3×3 maxpool, stride is 2	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
Output size	112×112	56×56	28×28	14×14	7×7

形成当前帧图像 I' 的目标特征。如果对各个划分的图像块单独提取最深层的特征,不仅需要经过 $m \times n$ 次的网络前向传播计算,而且会因为鸟的面积在图像中相对较小的原因,各个更小划分图像块的特征不明显。庆幸的是,可以用 ResNet-50 中间层 $m \times n$ 大小的特征图替代原 KCF 算法中图像块 I'_c 的串联特征。实验中选择 Conv5_x 层大小为 7×7 并且维度为 2048 的特征图作为 I' 的目标特征。

3.2.2 基于最近邻分类器的目标确认和分类器更新

由于 KCF 算法缺乏目标跟踪丢失判断机制,一旦目标跟丢就难以再找回来。为了解决跟踪错误和目标丢失判断问题,TLD 算法^[21]首先让检测器和跟踪器并行工作,再根据二者分别得到的检测框和跟踪框的交、并集情况进行目标确认。检测器和跟踪器的结合在一定程度上提高了目标跟踪的

稳定性,但各级检测器对图像多尺度窗的滑动遍历机制造成了系统实时性的严重下降,故选择了一个在线更新的最近邻分类器(NNC)进行候选目标确认,选择 NNC 的原因是它不仅简单高效,而且在线学习速度快。

最近邻分类器由两个不断更新的正负样本库组成。图 5 显示的是针对不同目标的正样本和负样本的一些示例,其中实线和虚线分别代表正样本和负样本。最初选择的目标及其一系列仿射变换共同构成正样本库 $P_p = \{p_1^+, p_2^+, \dots, p_{m_1}^+\}$ 。选择目标周围的一些图像块作为负样本,这些图像块与正样本有一定程度的相交,但不包含目标的主要内容,这些负样本构成负样本库 $P_n = \{p_1^-, p_2^-, \dots, p_{m_2}^-\}$,样本库中的样本总数为正样本个数 m_1 和负样本个数 m_2 的总和。

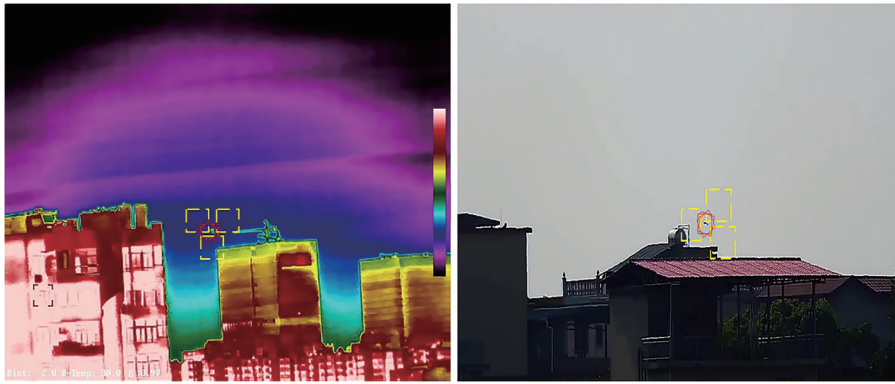


图 5 不同目标的正负样本

Fig. 5 Positive and negative samples of different targets

首先,定义两个图像块 p_i 和 p_j 之间的相似度函数 $S(p_i, p_j)$:

$$S(p_i, p_j) = \frac{N(p_i, p_j) + 1}{2}, \quad (4)$$

式中: $N(p_i, p_j)$ 表示 p_i 和 p_j 之间的归一化相关系数。

其次,按照相似度函数计算候选目标 o^{t+1} 和 NNC 中正、负样本的相似性,分别记为 $S^+(o^{t+1}, P_p)$ 和 $S^-(o^{t+1}, P_n)$:

$$S^+(o^{t+1}, P_p) = \max_{p_i^+ \in P_p} S(o^{t+1}, p_i^+), \quad (5)$$

$$S^-(o^{t+1}, P_n) = \max_{p_i^- \in P_n} S(o^{t+1}, p_i^-). \quad (6)$$

接着,计算候选目标 o^{t+1} 和 NNC 的保守相似度 S' :

$$S' = S^+ / (S^+ + S^-). \quad (7)$$

最后,判断 o^{t+1} 是否为目标:如果 $S' > T$,则 o^{t+1} 被识别为目标;反之 o^{t+1} 就不是目标。若 o^{t+1} 被

识别为目标,把 σ^{+1} 添加到正样本库 P_p 中,否则添加到负样本库 P_n 中,从而完成对 NNC 的更新。

3.3 伺服控制

双轴反射镜由台体、功率驱动电路板和 DSP 信号处理控制电路板 3 部分组成。台体和 $\pm 30\text{ V}$ 功率驱动电路板相连供电,和 DSP 通过全双工 RS422 串行接口进行通信,传输速率(波特率)为 115200 bit/s,1 位起始位,8 位数据位,1 位停止位,无奇偶校验。连接器接线方式采用五线制(R+、R-、T+、T-、GND)。具体的通信协议如下。

1) 命令以十六进制发送和接收。

2) 命令格式为“包头+命令类型+数据+和校验+结束符”。其中包头为 1 字节,AA;根据命令类型的不同,数据为 0 或若干个字节;和校验为 1 个字节;结束符为 1 个字节,值为 03。

3) 如果数据或者和校验为“AA”、“10”(十六进制)或“03”,则在数据前加透明符“10”(十六进制),这三个数值称为保留字。

4) 例如本来要发送一个字节的数为 AA,命令类型为 A2,则完整的命令为“AA A2 10 AA 5C 03”。其中“5C”是“A2+10+AA=015C”的低字节,而不是“AA A2 AA 4C 03”。如果和校验值是保留字中之一,则直接在和校验前加 10,但和校验值本身还是未加 10 前的值。如要发送一个字节的数为 6E,命令类型为 A2,则完整的命令为“AA A2 6E 10 10 03”。

5) 命令类型

a. 通信自检命令字为 A7,无数据发送。

b. 系统自检命令字为 A1,无数据发送。

c. 关机命令字为 A5,无数据发送。

d. 系统走位命令字为 A2,发送两字节数据。高字节第 7 位为 0 表示 X 轴,为 1 表示 Y 轴。高字节第 6 位表示正负,0 表示正,1 表示负。高字节第 5~0 位及低字节的 8 位共 14 位表示数据绝对值,最大为 3FFF(十六进制)或 16383(十进制)。

e. 脱靶量即水平方向的像素偏移量 dx 和垂直方向的像素偏移量 dy ,计算公式为

$$dx = x_B - x_C, \quad (8)$$

$$dy = y_B - y_C, \quad (9)$$

式中: x_B, y_B 分别表示鸟在摄像机成像画面上水平方向上的坐标和垂直方向上的坐标; x_C, y_C 分别表示摄像机成像画面中心在水平方向上的坐标和垂直方向上的坐标。

4 分析与讨论

4.1 实验环境和评价指标

测试实验场地为某一机场空地,激光驱鸟机器人系统放置在离地面高度为 3 m 左右的测试车平台上,系统连接 1 路 SDI 视频接口,2 路 RS422 通信接口和 3 路电源(DC12V)接口。因为鸟击事件大概率发生在机场的低空域,实验的视距范围限制在 1000 m 以内。

实验的软件环境是 Windows 系统,开发环境有 Visual Studio 2019、cuda10.0 和 cudnn。为了验证所提算法的有效性,分别在可见光视频序列和红外热成像视频序列图像上进行了实验。采用常用目标检测算法中的准确率(P)、召回率(R)、P 与 R 的加权调和平均 F1(F1-Measure)值作为鸟的检测评价指标,采用平均成功率和准确率作为视频中飞鸟跟踪的评价指标。

4.2 飞鸟检测性能测试

为了验证所提算法的有效性,在机场低空域可见光和红外两种情况下采用不同检测算法对飞鸟进行了检测实验,实验结果如表 2 所示。从表 2 可以看到,YOLOv4 网络在红外视频上的调和平均 F1 比 Faster R-CNN 高 11.6 个百分点,在可见光视频序列上的调和平均 F1 比 Faster R-CNN 高 9.2 个百分点。

图 6 为两种方法对可见光图像和红外图像的目标检测主观效果图,其中左列的虚线框为飞鸟在图像中的位置,右列的虚线和实线矩形框分别为 YOLOv4 和 Faster R-CNN 的检测结果,可见 YOLOv4 的检测框比 Faster R-CNN 更精确。

表 2 各算法的检测性能

Table 2 Detection performance of different algorithms

Algorithm	Backbone	Year	Infrared video sequence			Visible video sequence		
			P / %	R / %	F1 / %	P / %	R / %	F1 / %
Faster R-CNN ^[12]	ResNet-50	2017	84.8	80.2	82.4	82.4	80.6	81.5
YOLOv4 ^[16]	CSPDarnet53	2020	95.2	92.8	94.0	92.1	89.4	90.7

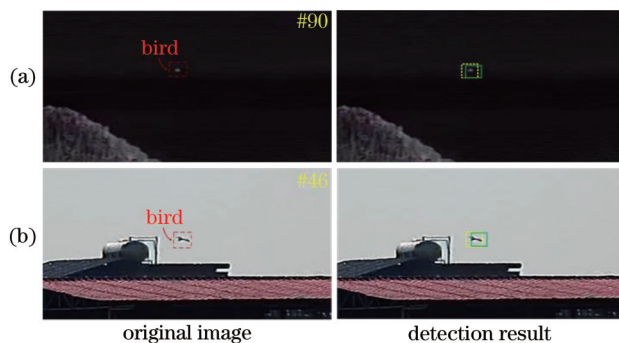


图 6 目标检测效果示例。(a)红外图像;(b)可见光图像
Fig. 6 Target detection effect examples. (a) Infrared images;
(b) visible images

4.3 飞鸟跟踪性能测试

图 7 为在可见光和红外视频序列上各个算法的飞鸟跟踪平均成功率和准确率结果曲线。由图可见,相对其他算法,所提算法的平均成功率和平均准确率是最优的。譬如,在跟踪结果和真值的重叠率为 0.5 时,所提算法在可见光情况下的平均成功率为 0.609,分别比 TLD^[21]、KCF^[17]、DCFNET^[22]和

DaSiamRPN^[23]高出 0.491、0.475、0.275 和 0.165;所提算法对红外目标跟踪的平均成功率为 0.88,分别比 TLD^[21]、KCF^[17]、DCFNET^[22]和 DaSiamRPN^[23]高出 0.698、0.532、0.374 和 0.075。在跟踪位置偏差为 20 pixel 时,所提算法对可见光目标跟踪的平均准确率为 0.85,分别比 TLD^[21]、KCF^[17]、DCFNET^[22]和 DaSiamRPN^[23]高出 0.497、0.512、0.277 和 0.107;所提算法对红外目标跟踪的平均准确率为 0.96,分别比 TLD^[21]、KCF^[17]、DCFNET^[22]和 DaSiamRPN^[23]高出 0.394、0.287、0.207 和 0.05。图 7 飞鸟跟踪平均成功率和准确率曲线证明了所提算法的性能不仅比原有的 KCF 方法有很大程度的提升,也优于其他几种方法。

图 8 为所提算法分别在可见光图像和红外图像两种情况下对飞鸟的跟踪主观效果图,其中图 8(a)中的矩形框为可见光跟踪结果,图 8(b)中的矩形框为红外跟踪结果。由图 8 可见,所提算法能够持续准确地跟踪运动中的飞鸟,运行帧率为 36 frame/s。所提跟踪算法可以实时准确地跟踪机场空域出现

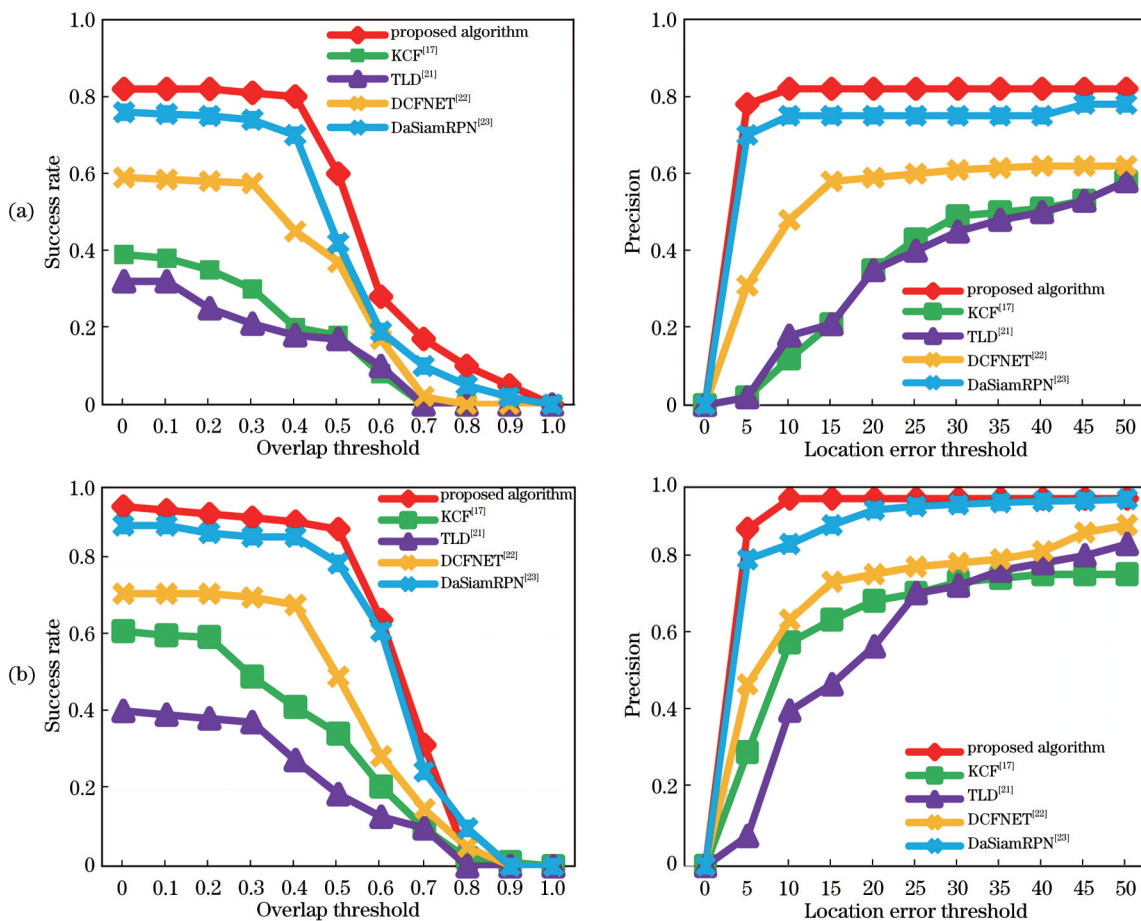


图 7 不同算法的飞鸟跟踪性能。(a)可见光图像;(b)红外图像
Fig. 7 Flying bird tracking performance of different algorithms. (a) Visible image; (b) infrared image

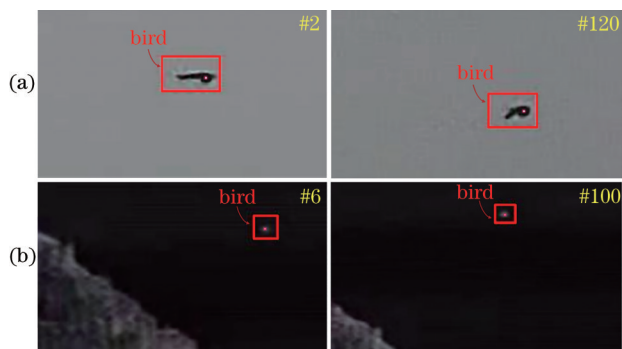


图 8 飞鸟的跟踪结果例子。(a)可见光图像;(b)红外图像
Fig. 8 Examples of flying bird tracking results. (a) Visible image; (b) infrared image

的飞鸟,能够满足机场的驱鸟要求。

5 结 论

设计了一种应用于机场的基于机器视觉的激光驱鸟机器人系统。使用离线训练的目标检测器对机场低空出现的飞鸟进行检测。在经典 KCF 跟踪算法的基础上,采用最近邻分类器对 KCF 算法的跟踪结果进行确认,提高跟踪的稳定性;采用 ResNet-50 的中间层深度特征替代原 KCF 算法中的手动特征,提高跟踪的准确性。利用双轴反射镜同步反射的激光束对跟踪过程中定位的飞鸟进行刺激干扰。实验结果表明,相对原有的 KCF 方法,改进的 KCF 算法对可见光图像目标跟踪的平均成功率和平均准确率分别提升 47.5 个百分点和 51.2 个百分点;对红外图像目标平均成功率和平均准确率分别提升了 53.2 个百分点和 28.7 个百分点;相对其他算法,也有绝对的优势。

激光驱鸟机器人系统在不伤害鸟类的情况下能够实现对飞鸟准确实时的刺激干扰和驱赶。该系统不仅可以降低驱鸟成本,减轻机场工作人员的驱鸟难度,提高驱鸟的效率,而且在不改动现有机场设施的情况下,通用性好,操作性强,易于推广和扩展,对智能化绿色机场的安全防护具有实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] Civil Aviation Administration of China. Notice on bird strike prevention work of transport airport in 2019(No. 567,2020)[R]. Beijing: CAAC, 2020: 576.
中国民用航空局. 关于 2019 年度运输机场鸟击防范工作情况的通报(局发明电[2020]567 号)[R]. 北京: 中国民用航空局, 2020: 576.
- [2] Qing B. Application of radar technology in bird strike prevention[J]. China Occupational Safety and Health, 2020, 15(9): 52-53.
庆彪. 雷达技术在鸟击防范工作中的应用[J]. 中国安全生产, 2020, 15(9): 52-53.
- [3] Chen W S, Zhang J, Lu X F. Airport bird situation analysis based on avian radar data[J]. China Civil Aviation, 2020(1): 43-45.
陈唯实, 张洁, 卢贤锋. 基于探鸟雷达数据的机场鸟情分析[J]. 中国民用航空, 2020(1): 43-45.
- [4] Lu J L, Yang W S, Shi Z Y, et al. Design and realization of the airport bird detection system[J]. Laser & Infrared, 2012, 42(7): 775-777.
卢健利, 杨文山, 施泽勇, 等. 机场鸟类探测系统的设计与实现[J]. 激光与红外, 2012, 42(7): 775-777.
- [5] Zhang L M, Tu P, Wu W, et al. On birdstrike disasters avoidance of Nanchang Qingyunpu airport [J]. Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition), 2017, 42(2): 141-147.
张黎明, 涂鹏, 吴炜, 等. 南昌青云谱机场鸟击防范措施研究[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(2): 141-147.
- [6] Wu Y H, Liu W, Tai D Y, et al. Avian community structure and bird strike prevention at Changzhou Benniu airport[J]. Chinese Journal of Wildlife, 2020, 41(3): 616-625.
吴云豪, 刘威, 台德运, 等. 常州奔牛机场鸟类群落结构及鸟击防范[J]. 野生动物学报, 2020, 41(3): 616-625.
- [7] Chen Y T, Liu Z G, Chen Y Q, et al. Design of gateway in airport intelligent bird-repelling system [C]//2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), December 20-22, 2019, Chengdu, China. New York: IEEE Press, 2019: 2060-2064.
- [8] Cao Y X, Ding D W. Research on device for preventing bird-caused damage based on intelligent recognition and initiative driving[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2013, 36(6): 78-80.
曹永兴, 丁登伟. 智能识别和主动驱赶的防鸟害装置研究[J]. 四川电力技术, 2013, 36(6): 78-80.
- [9] Ding J, Li L. Sparse synthesizing method for avian target based on compressed sensing[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2015, 32(1): 101-106.
丁健, 李磊. 基于压缩感知的鸟类目标成像稀疏合成方法[J]. 量子电子学报, 2015, 32(1): 101-106.
- [10] Pan Y H, Wei J S, Zeng L P. Farmland bird

- detection algorithm based on YOLOv3[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(2): 0233001.
- 潘语豪, 危疆树, 曾令鹏. 基于 YOLOv3 的农田鸟类目标检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2): 0233001.
- [11] Ma J J, Pan Q, Liang Y, et al. Object detection based on improved Grassberger entropy random forest classifier[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(7): 0233001.
- 马娟娟, 潘泉, 梁彦, 等. 基于改进 Grassberger 熵随机森林分类器的目标检测[J]. *中国激光*, 2019, 46(7): 0233001.
- [12] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9905: 21-37.
- [14] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08) [2021-01-05]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [15] Gao L Y, Sun D, Lu Y X. Face detection algorithm based on a lightweight attention mechanism network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0210010.
- 高刘雅, 孙冬, 卢一相. 基于轻量级注意机制的人脸检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0210010.
- [16] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M, et al. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020-04-23) [2021-01-05]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [17] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [18] Chen F L, Ding Q H, Chang Z, et al. Multi-scale kernel correlation filter algorithm for visual tracking based on the fusion of adaptive features[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(3): 0315001.
- 陈法领, 丁庆海, 常铮, 等. 自适应特征融合的多尺度核相关滤波目标跟踪[J]. *光学学报*, 2020, 40(3): 0315001.
- [19] Qi X M, Chen W. Correlation filter object tracking based on adaptive spatiotemporal regularization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0215007.
- 齐向明, 陈伟. 自适应时空正则化的相关滤波目标跟踪[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0215007.
- [20] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [21] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [22] Wang Q, Gao J, Xing J L, et al. DCFNET: discriminant correlation filters network for visual tracking[EB/OL]. (2017-04-13) [2021-01-05]. <https://arxiv.org/abs/1704.04057>.
- [23] Zhu Z, Wang Q, Li B, et al. Distractor-aware siamese networks for visual object tracking[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11213: 103-119.