

基于雷达与视觉协同的反无人机预警系统设计

马晓东, 吕昊, 高帅华

(中国飞行试验研究院, 西安 710089)

摘要:利用雷达进行固定区域无人机入侵预警,并将入侵目标方位信息实时发送给光电识别跟踪子系统;光电识别跟踪子系统基于传输的方位信息,控制云台转动、调整视觉传感器焦距,使目标出现在视觉传感器视场内,之后基于TLD算法对目标进行实时跟踪,利用SVM分类器对跟踪的目标进行判别,若为无人机则继续跟踪,反之则停止跟踪。实验结果表明,该反无人机预警系统能够准确识别目标,并对目标进行实时稳定跟踪,具备较大的可行性与实用研究价值。

关键词:反无人机预警系统;雷达;视觉传感器;TLD;SVM 分类器

本文引用格式:马晓东,吕昊,高帅华. 基于雷达与视觉协同的反无人机预警系统设计[J]. 兵器装备工程学报,2020,41(S1):169-173.

Citation format:MA Xiaodong, LYU Hao, GAO Shuaihua. Design of Anti-UAV's Early Warning System Based on Cooperation of Radar and Vision[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering,2020,41(S1):169-173.

中图分类号:TP273 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-2304(2020)S1-0169-05

Design of Anti-UAV's Early Warning System Based on Cooperation of Radar and Vision

MA Xiaodong, LYU Hao, GAO Shuaihua

(Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

Abstract: We used the radar for the UAV in intrusion warning in fixed area and send azimuth information of the intrusion target to photoelectric identification and tracking subsystem in real time. Based on the azimuth information, the photoelectric recognition and tracking subsystem controls the rotation of pan tilt and adjusts the focal length of visual sensor to make the target appear in the visual field of visual sensor. Then it tracks the target in real time based on the TLD algorithm, and distinguishes the target via SVM classifier. In case of UAV, it will continue tracking, otherwise stop tracking. The experimental results show that the anti-UAV early warning system can accurately identify the target and track the target in real time and stably, which has great feasibility and practical research value.

Key words: anti-UAV's early warning system; radar; vision sensor; TLD; SVM classifier

微小型民用无人机由于其飞行高度较低、体积小、飞行速度较慢,具备管控难、侦测难、处置难等特点,如何实现这一类“低慢小”目标的防控是世界性难题^{[1][2]},而“低慢小”目标的预警探测技术更是其中的重点与核心。当前国际反无人机系统的预警探测手段较少,多用雷达进行无人机探测,如瑞典的“长颈鹿”雷达系统、意大利的“猎鹰盾”系统

等^[3]。还有部分研究机构则采用多种技术协同探测,以增加目标探测与识别能力,如英国反无人机防御系统AUDS^[3]与中国羚控科技公司的反无人系统采用雷达与光电设备协同探测,美国的Drone Shield公司则采用雷达与麦克风传感器进行无人机探测与辨识^[3]。

本文基于“低慢小”民用无人机的特点,结合国内外相关

反无人机系统探测技术发展现状,基于雷达与视觉传感器进行反无人机预警系统设计。该系统利用雷达子系统进行固定区域内无人机入侵预警,并实时将疑似目标三维坐标信息发送给光学识别跟踪子系统;光学识别跟踪子系统则利用雷达发送的三维坐标信息,控制云台转动及调整视觉传感器焦距,使得目标出现在视觉传感器视场内;之后则利用 TLD 算法对目标进行实时跟踪,同时利用 SVM 分类器对跟踪的目标进行辨别,若为无人机,则继续跟踪,同时控制打击系统进行打击;反之,则停止跟踪。

1 反无人机预警系统设计

1.1 系统组成

此次研究考虑到反无人系统安全性需求,采用近似 AUDS 的设计方法:系统由预警雷达子系统、光学识别跟踪子系统、网络传输控制中间件及指挥监控系统构成,如图 1 所示。其中预警雷达子系统及光学识别跟踪子系统构成反无人及预警系统,用于无人机的预警探测与识别跟踪。网络传输控制中间件则用来控制反无人机系统的信息交互,保证各分系统之间信息交互的实时性与可互操作性。指控监控系统则用来监控各分系统的运行,并将各分系统的必要信息进行可视化显示。

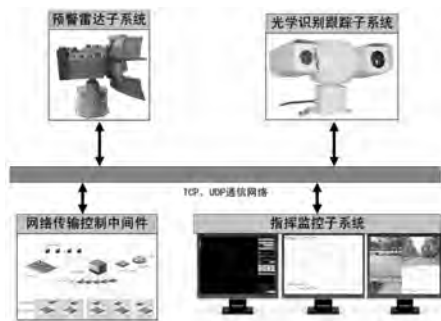


图 1 反无人机预警系统构成示意图

1.2 系统工作流程

本文所设计反无人机预警系统以雷达和视觉协同探测为核心进行无人机探测识别与跟踪。其中预警雷达基于多普勒原理利用无线电波进行目标探测,不受天气、昼夜等影响,可全天候工作;虽可探测到目标,但无法进行目标类别判断。而光学识别跟踪系统则以视觉传感器为基础,利用目标识别跟踪算法实现目标的实时跟踪与类型辨别。两者协同工作,便可实现无人机的预警探测与识别跟踪。该系统详细工作流程如下:

步骤 1:当目标由远至近进入到雷达的警戒范围及光电系统的视场跟踪范围之内,雷达系统探测到疑似目标的三维位置信息,并将该信息通过网络传输控制中间件发送给光学识别跟踪子系统;

步骤 2:光学识别跟踪子系统接收雷达传输过来的目标三维位置信息,根据已经标定好的相对位姿转换关系,计算出目标相对于光电识别跟踪子系统的方位信息;

步骤 3:根据计算得到的方位信息驱动光电转台,使得光电设备的光轴始终指向目标所在位置;

步骤 4:调整光电设备中摄像机的焦距,使得目标在视觉传感器所成图像中,且目标在图像中的大小不小于整个图像画幅的十分之一;

步骤 5:调用目标跟踪算法,对目标进行实时跟踪,并依据目标偏离图像中心的偏移量计算目标在转台坐标系下的偏移量,据此控制转台转动使得目标始终在光电视场之内;

步骤 6:在跟踪的同时调用目标识别算法,辨别目标是否为无人机,若确定目标不是无人机,则光电设备恢复待命状态;若为无人机,则继续跟踪;

步骤 7:若目标在跟踪过程中丢失,则重新用雷达进行检测并根据雷达所提供信息驱动光电识别跟踪子系统重新捕获、跟踪目标。

其中摄像机焦距的计算公式如下:

$$f = \frac{L \times W \times p}{M}$$

式中 L 为目标与光电设备之间的距离大小,目标尺度为 M ,目标在图像尺寸($H \times W$,单位为 mm)中的比例为 p 。

2 预警雷达子系统

预警雷达子系统由天线单元和雷达主机组成,安装在固定的支架上。其采用线性调频连续波(FMCW)工作体制,天线扫描采用一维电扫方式(方位)。具有波束捷变、多目标跟踪、低功耗、低成本、对人体无伤害等特点。

雷达通过天线发射射频信号,并同时接收回波信号,经收发单元的接收通道对信号进行放大、下变频、滤波等,形成差频信号;处理单元进行 A/D 变换,并由 DSP 通过多普勒信号处理进行动目标检测。在确认目标后,处理单元进行多目标跟踪并形成目标轨迹,之后将目标信息发送到指挥监控系统。天线扫描采用电扫方式,由波控模块控制天线移相器相位,实现天线波束的大范围扫描。系统原理如图 2 所示。

3 光学识别跟踪子系统

3.1 硬件系统组成

光学识别跟踪系统硬件组成如图 3 所示,主要由可见光摄像机、红外摄像机、云台以及图像分析处理单元构成。其中可将光摄像机用于白天目标识别跟踪所用,而红外摄像机则用于晚上目标的识别跟踪。图像分析处理单元主要为 PC 机,内部搭载图像处理程序,实现图像采集、目标检测识别与跟踪以及云台转动控制功能。

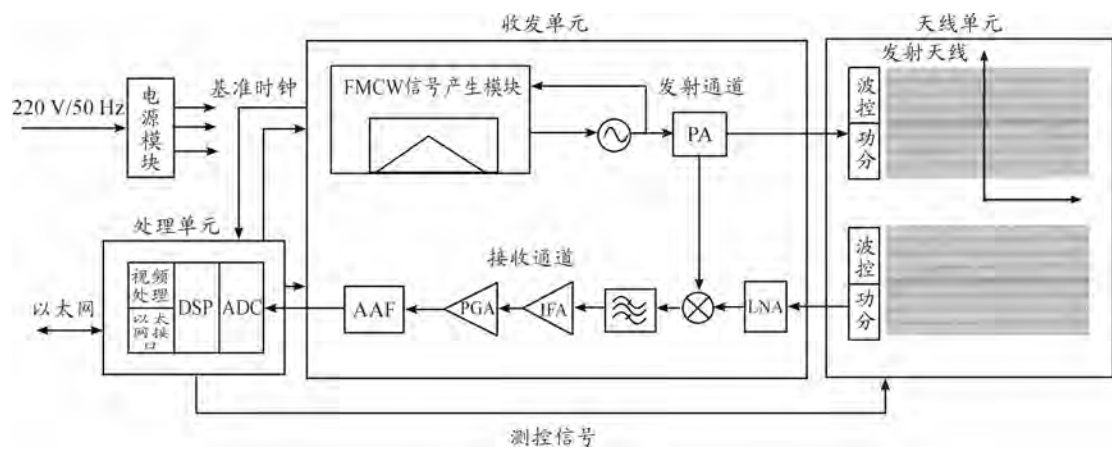


图2 系统原理示意图

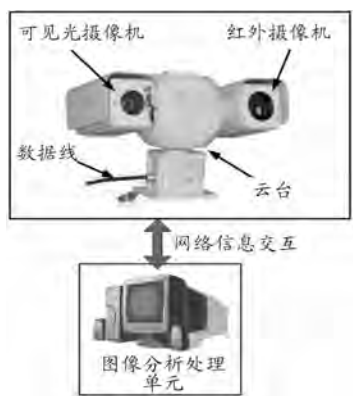


图3 光电识别跟踪系统硬件组成示意图

3.2 软件功能设计

光电识别跟踪系统软件主要包括:目标检测模块、目标识别模块以及目标跟踪模块,如图4所示。

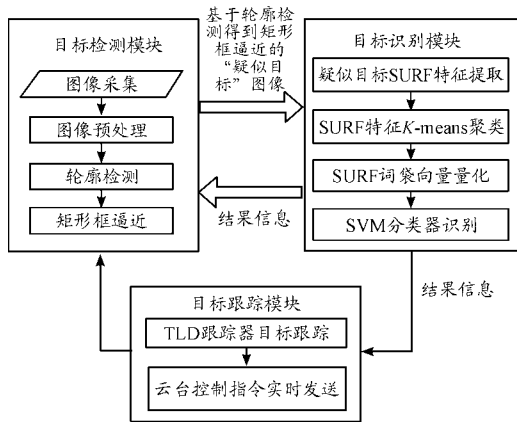


图4 光电识别跟踪系统软件功能模块组成框图

3.2.1 目标检测

为了降低目标识别算法的运算复杂度,在目标识别之前,对采集到的图像进行处理,并进行目标初步检测与筛选。主要包括两部分:1)对采集图像进行灰度化、滤波、图像分割及轮廓提取等图像预处理,在去除因背景及采集过程所产

生的噪声等干扰之外,提取包括目标的“疑似目标”轮廓集;2)用矩形框逼近“疑似目标”轮廓,得到“疑似目标”图像集^[5]。

3.2.2 目标识别

运行目标检测算法后,包含目标的“疑似目标”图像集被筛选出来,之后需对其进行精确识别,准确提取出所需目标图像,以完成跟踪模块初始化。本文结合 SURF 特征与 BoW 特征优点,基于 SURF-BoW 特征进行线下 SVM 分类器训练,用于无人机精确识别。

SURF 是一种尺度、旋转不变的检测与描述方法,具备重复性、特异性和鲁棒性优点^[5-6]。而 BoW 是文本信息检索与分类领域中常用的一种描述方法,用于图像分类领域时,将二维像素信息映射为视觉词汇向量,在保持图像局部特征的同时对图像信息进行有效的压缩^[5,7]。结合两者优势,提取 SURF-BoW 特征用于分类器的训练。SURF-BoW 特征提取流程如图5所示。

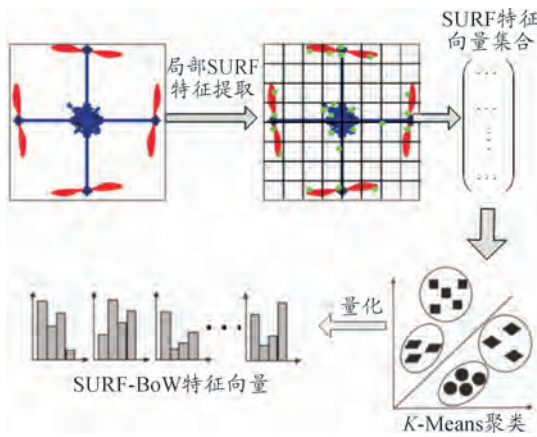


图5 SURF-BoW 特征提取流程示意图

正负样本图像经上述特征提取过程之后,可得到用于SVM训练的特征数据为 $(\hat{x}_1, \hat{y}_1) \cdots (\hat{x}_n, \hat{y}_n)$,其中 \hat{y}_i 的值为1或-1,表示其所对应 \hat{x}_i 的类别; \hat{x}_i 为所提取的样本图像的SURF-BoW特征向量。之后基于SVM分类器算法,进行分类器训练。

SVM 分类器算法中用于二分类的超平面线性函数可定义为:

$$w^T x + b = 0$$

式中: w 为权值向量; x 为输入的特征向量; b 为偏置。则有:

$$\begin{cases} w^T x_i + b > 0, & \hat{y}_i = 1 \\ w^T x_i + b < 0, & \hat{y}_i = -1 \end{cases}$$

上述二分类超平面函数仅可用于线性数据分类, 针对非线性的 SURF-BoW 特征向量, 需选用合适的核函数将输入的特征向量映射到高维特征向量空间中, 使其在高维特征空间中线性可分。此次研究所用核函数为高斯核函数, 如下式所示:

$$K(x, z) = \exp(-0.5 \|x - z\|^2 / \sigma^2)$$

最优超平面线性函数经由高斯核函数转换, 最终分类器定义函数为:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^{N_s} a_i^* y_i \exp(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma^2}) + b^*)$$

此次算法试验以不同角度、畸变、亮度、模糊等各种情况下的旋翼机图像为正样本, 以具体场景下的周遭干扰目标识别的物体或环境图像为负样本, 每个样本图像均经过网格化 SURF-BoW 特征提取, 并用提取并量化后的 64×64 维 SURF-BoW 特征向量来代表样本图像, 用于线下 SVM 分类器训练。部分正负样本图像如图 6。

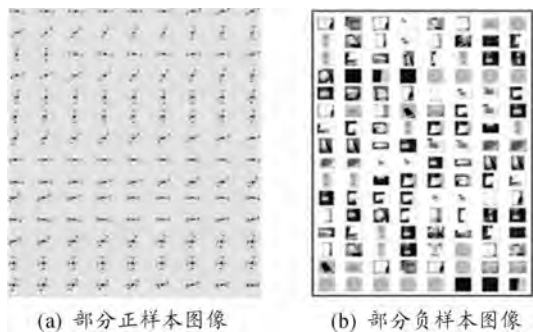


图 6 部分正负样本图像

3.2.3 目标跟踪

为保证目标长时间跟踪的稳定性、实时性以及目标跟踪失败后仍能快速找到目标, 本文采用 TLD (Tracking-Learning-Detection) 跟踪算法^[8]作为跟踪模块的核心算法。TLD 算法是英国萨里大学的 Zdenek Kalar 提出的一种长时间单目标实时跟踪算法, 该算法将光流跟踪、级联检测和时空约束的 PN 学习相结合, 共分为 3 个模块: 跟踪器、检测器和学习模块。其流程框图如图 7。

1) 跟踪器

跟踪器采用以 Lucas-kanade 光流法为核心的中值光流法进行目标跟踪。通过对目标图像进行网格均匀采样初始化, 利用中值法对初始化得到的跟踪点进行跟踪, 并以前后双向误差^[9]和相似性检测来判断跟踪性能, 以此解决局部遮挡问题, 并能够确定跟踪器是否跟踪失败。

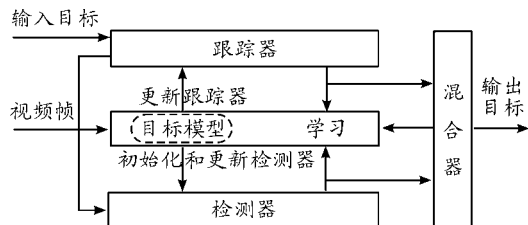


图 7 TLD 目标跟踪算法流程框图

2) 检测器

TLD 算法的检测模块是利用滑动窗口对输入的帧图像进行扫描, 之后利用由方差过滤器、随机厥分类器和最近邻分类器组成的级联分类器对滑动窗口的内的图像进行分类检测, 确定其是否为目标图像。该检测器能够对跟踪器跟踪失败或无法跟踪的目标进行重新检测, 并重新初始化跟踪器, 保证算法的稳定性。检测器框架如图 8 所示。

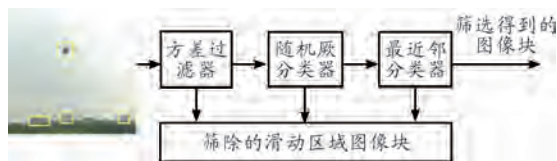


图 8 检测器框架示意图

检测器滑动窗口产生策略如下: 输入图像分辨率为 $W \times H$, 包围初始目标矩形框大小为 $w_0 \times h_0$, 缩放因子 $S \in \text{Set} = 1.2^\alpha$, 其中 $\alpha \in \{-10, -9, \dots, 9, 10\}$, 最小目标尺度 $\min b = \min\{w_0, h_0\}$, 则产生的滑动窗口数量为:

$$N = \sum_{S \in \text{Set}} \frac{W - S \cdot w_0 - 2}{S \cdot \text{Min } b} \cdot \frac{H - S \cdot h_0 - 2}{S \cdot \text{Min } b}$$

1) 方差过滤器: 图像块 P_k 的方差为:

$$D = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (x_i - \mu)^2$$

式中: l 为图像块的像素总数; x_i 为第 i 个像素点的灰度值; μ 为图像块灰度均值。若 $D(P_k) > 0.5D(P)$, 则认为该图像块满足方差过滤器条件。其中 $D(P)$ 为上一帧目标图像的方差。

2) 随机厥分类器: 随机厥分类器相当于决策树结构的森林, 用像素的灰度差值判断不同的属性。决策树信息的采集是在每个扫描窗口上按照初始化时确定的像素点对来采集, 决策树会根据对应的灰度差值在对应的叶子节点确定结果, 所有的结果节点的编码便构成了该决策树判断的结果。根据编码求出后验概率, 再取森林中所有独立决策树的后验概率均值。均值大于指定的阈值则认为该滑动窗口内为所需目标, 否则剔除。

3) 最近邻分类器: 将滑动图像块与在线模型中的样本图像进行相似性度检测计算, 按照既定阈值确定其所属类别。TLD 定义在线模型为:

$$M = \{q_1^+, q_2^+, \dots, q_m^+, q_1^-, q_2^-, \dots, q_n^-\}$$

式中: q_i^+ 为正样本图像; q_i^- 为负样本图像, 大小均为 15×15 。

定义图像块 P_k 与在线模型库里的样本图像之间的相似度为:

$$S(P_k, M_i) = 0.5(NCC(P_k, M_i) + 1)$$

定义该图像块与在线模型库的相对相似度为:

$$S^r(P_k, M) = \frac{\text{Max}_{i \in (1, m)} S(P_k, q_i^+)}{\text{Max}_{i \in (1, m)} S(P_k, q_i^+) + \text{Max}_{i \in (1, n)} S(P_k, q_i^-)}$$

若 $S^r(P_k, M)$ 大于既定阈值,则图像块 P_k 为所需目标。

3) 学习模块

TLD 算法中的学习模块建立与在线模型的基础上,利用 P-N 算法^[10]实现所需功能。其主要功能有两个:一是完成在线模型、随机厥分类器以及最近邻分类器的初始化作用;二是完成在线模型库的更新,并反馈信息给随机厥分类器及最近邻分类器。它在整个过程中利用 P-N 学习理论区分正负样本,从而完成在线模型库的更新,提高检测的性能。

4 实验与分析

由于预警雷达系统成本预算较高,为了验证本文算法效果,以实验目标无人机自身实时返回的方位信息作为预警雷达的探测信息,发送给光电识别跟踪系统进行算法验证。软件运行在 Inter(R)Core(TM) i5-6200 CPU with HD Graphics 2.40GHz 处理器、4.00GB 内存的 PC 机上,操作系统为 Windows 10。针对不同分辨率下的视频帧图像,多次运行算法,结果如图 9 所示。表 1 所列数据为每帧平均处理时间。

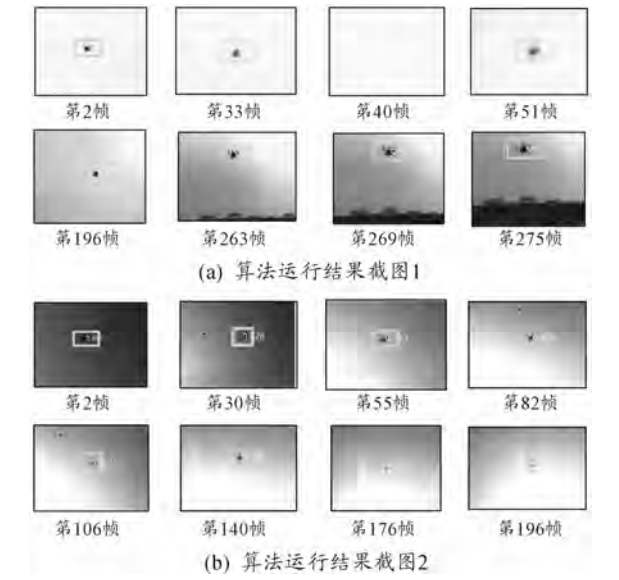


图 9 部分实验结果示意图

表 1 每帧平均处理时间(多次实验求平均所得)

编号	图像分辨率	每帧平均处理时间/ms
A	1 280 × 720	250.2
B	800 × 448	136.5
C	480 × 360	51.2

由表 1 可知,本文算法的实时性与所处理图像分辨率有关:图像分辨率越小,算法实时性越强;但当图像分辨率较小时,目标特征丢失过多,会影响目标识别的准确性及目标跟踪的稳定性,故实际运行时需设置合适的图像分辨率。由图 9 中运行结果截图可知,本文所设计方法在因外界(如强光等)因素影响导致目标短暂丢失后,仍能重新找到目标进行跟踪,且目标无人机在较为复杂的环境中如周围有建筑物等干扰物(见图 9(a))以及强光干扰(见图 9(b))时,仍能对其进行跟踪,保证目标不丢失,可见本文所设计方法具备较强的稳定性与抗干扰性。

5 结论

本文基于雷达与视觉传感器,设计了一套反无人机预警系统,实验结果表明,所设计的预警系统能够准确地识别到目标,并对目标进行实时稳定跟踪,具备较大的可行性与实用价值。

参考文献:

[1] 韩锋,陈岗,陈观生.沿海要地低慢小目标防御对策[C]//第三届中国指挥控制大会.北京:中国指挥与控制学会,2015.

[2] 徐继国,陈东隅.要地防空反无人机系统[J].兵器装备工程学报,2019(01):38-43.

[3] 石红梅,谭晔.国外无人机监管及反制技术最新发展概况[J].中国安防,2016(4):100-105.

[4] 刘红波,栗海滨,李少远,等.一种新型模糊-PID 复合控制器的设计方法及应用[C]//第二十一届中国控制会议.杭州:中国自动化学会控制理论专业委员会,2002:4.

[5] 马晓东,吕昊,张杰,等.基于双目视觉的固定翼无人机自主着陆技术研究[J/OL].兵器装备工程学报:1-6 [2019-11-03].http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1213.TJ.20190805.1520.004.html.

[6] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF:Speeded Up Robust Features[J].Computer Vision & Image Understanding,2006,110(3):404-417.

[7] 李远宁,刘汀,蒋树强,等.基于“bag of words”的视频匹配方法[J].通信学报,2007,28(12):147-151.

[8] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K. Tracking-Learning-Detection[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2012,34(7):1409-1422.

[9] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K. Forward-Backward Error: Automatic Detection of Tracking Failures[C]//Proceedings of 20th International Conference on Pattern Recognition. New York:IEEE Press,2010:2756-2759.

[10] KALAL Z, MATAS J. P-N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE Press,2010:49-56.