

文章编号:1007-2780(2018)12-1026-07

基于 DPM 和 KCF 的十字靶标检测与跟踪

崔艺涵^{1,2}, 陈 涛^{1*}, 陈宝刚¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为了实现对十字靶标的自动检测与跟踪, 建立了十字靶标检测跟踪模型。针对目标检测中运算量大、实时性差、目标跟踪需要人工标定视频初始帧的问题, 提出了一种基于可变形部件模型(DPM)和核相关滤波器(KCF)的十字靶标检测跟踪算法。首先, 提取十字样本集的梯度方向直方图(HOG)特征, 采用 Latent SVM 分类器训练特征集, 生成十字靶标物体类的 DPM 模型。然后, 通过滑动窗口搜索匹配方法遍历待检测图片。最后, 将检测到的结果作为跟踪算法的起始跟踪帧, 应用 KCF 算法快速跟踪目标。当跟踪目标丢失时, 暂时停止跟踪, 利用 DPM 模型重新检测定位目标再进行跟踪。实验结果表明: 采用 DPM 模型检测的平均帧率为 1 fps, 结合 DPM 和 KCF 算法, 实时检测跟踪的平均帧率为 40 fps。采用基于可变形部件模型(DPM)和核相关滤波器(KCF)的十字靶标检测跟踪算法, 实现了目标的自动检测与实时跟踪, 且检测速度明显高于传统算法, 并且在目标漂移或丢失后自动重新定位并继续跟踪, 完成十字靶标的长时间跟踪。

关键词: 可变形部件模型; 核相关滤波器; 梯度方向直方图; 目标检测

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183312.1026

Detection and tracking method of cross target based on DPM detector and KCF tracker

CUI Yi-han^{1,2}, CHEN Tao^{1*}, CHEN Bao-gang¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: An automatic detection and tracking model of cross target is established in order to realize automatic detection and tracking of cross target in this paper. There is a large amount of computation and poor real-time performance in the traditional target detection algorithm. And the target tracking requires manual calibration of the initial frame of video. To solve the problems above, a cross target detection and tracking algorithm is proposed based on Deformable Part Model (DPM) and Kernelized Correlation Filter (KCF). First, the Histogram of Oriented Gradient (HOG) feature of cross sample set is extracted. The feature set is trained by using Latent SVM classifier, and the DPM model of target object class is generated. Then the image to be detected is traversed by sliding window search matching method. Finally, using the detected result as the starting tracking frame of the tracking

收稿日期: 2018-06-25; 修订日期: 2018-09-06.

* 通信联系人, E-mail: chent@ciomp.ac.cn

algorithm, the KCF algorithm is applied to track the target quickly. When the tracking target is lost, the tracking is stopped temporarily. The positioning target is redetected with the DPM model, and then tracked with KCF algorithm. Experimental results indicate that the average frame rate detected by DPM model is 1 fps. The average frame rate of real-time detection and tracking is 40 fps combined with DPM and KCF algorithm. By using the algorithm proposed in this paper, it realizes automatic detection and real-time tracking of the target, and the detection speed is obviously higher than the traditional algorithm. After the target lost, it automatically locks and keeps on tracking, realizing the goal of long tracking of the cross target.

Key words: deformable part model; kernelized correlation filter; histogram of oriented gradient; target detection

1 引言

目标检测与跟踪技术融合了图像处理、模式识别、人工智能等多学科的关键技术,在军事制导、空中预警、人机交互、智能交通等领域都有着广泛的应用^[1]。十字靶标因其结构简单、具有明显特征且易获得高定位精度等特点,被广泛应用于基于合作标志的测量领域。

近几十年,国内外学者针对运动目标的检测与跟踪进行了大量深入的研究,提出了很多行之有效的办法。Gavrila^[2]等针对行人目标轮廓信息建立模板,采用分层搜索的策略检测,提出了基于轮廓模板匹配的行人检测算法。但该算法无法对抗行人目标的形变遮挡,且无法应对复杂多变的场景。在 2007 年的 VOC 挑战赛中, Felzenszwalb^[3]及其团队提出基于可变形部件模型(Deformable Part Models, DPM)的目标检测方法。相对于传统的行人检测方法,可变形部件模型(DPM)针对行人姿势变化的鲁棒性更强,因此,在复杂场景下检测精度更高。但是由于计算量大,DPM 算法匹配速度慢,实时性较差。比较典型的目标跟踪方法主要有以下两类:判别式跟踪和生成式跟踪。其中判别式跟踪中,基于相关滤波理论的高速跟踪算法备受关注^[4]。Henriques^[5]等提出了一种核相关滤波跟踪(KCF)算法,通过循环移位实现密集采样,具有很高的处理速度,同时能够应对跟踪中的光照变化、背景干扰、遮挡等问题。选取目标-背景判别力强的特征,如梯度直方图特征(Histogram of Oriented Gradient, HOG)^[6]代替灰度特征,能够有效提高算法的跟踪性能。但 KCF 算法在起始跟踪帧,需要人工给定搜索窗口来选择目标,无法实现自动跟

踪,且没有重定位模块,当目标跟踪漂移或丢失时,无法重新定位目标而跟踪失败。因此,为了解决以上问题,同时满足精确性和实时性,本文提出了一种针对十字靶标的自动检测跟踪算法。

本文采用可变形部件模型(DPM)方法,提取十字样本集的 HOG 特征,采用 Latent SVM 分类器训练特征集,生成十字靶标物体类的 DPM 模型。然后,通过滑动窗口搜索匹配方法遍历待检测图片。最后,将检测到的结果作为初始跟踪目标,应用 KCF 算法预测下一帧目标位置,如果当前帧超过了阈值,我们就认为跟踪目标已经丢失,目标丢失时,暂时停止跟踪,利用 DPM 模型重新检测定位目标再进行跟踪。本文结合 DPM 方法和 KCF 算法,实现自动快速检测跟踪十字靶标,提高了检测跟踪的速度和鲁棒性。实验证明,采用 DPM 和 KCF 结合的方法检测跟踪十字靶标,在保证测量要求的同时,具有适应能力强、快速高效、准确稳定、可靠性高等特点。

2 十字靶标检测及跟踪算法

2.1 可变形部件模型

可变形部件模型采用改进的 HOG 特征,通过计算梯度直方图来提取图像特征,构造特征描述器。提取图像的改进的 HOG 特征向量的步骤归纳如下:将输入图像内的扫描窗口分为 8×8 像素大小的互不重叠的单元,计算出每个单元内各个像素的梯度幅值和梯度方向,然后统计并构成一个直方图,将当前单元与其四周的 4 个单元所构成的区域进行归一化。使用多尺度特征金字塔^[7]来描述一个可变形部件模型的 HOG 特征,从而实现目标检测的尺度不

变性。

可变形部件模型主要由 3 部分组成:根滤波器(root filter),若干部件滤波器(part filter)和空间模型。其中,根滤波器主要用来描述物体的全局轮廓特征;部件滤波器主要用来描述细节特征;空间模型描述了部件滤波器和根滤波器之间的位置关系,以及部件滤波器的可移动范围。

将十字靶标分解为多个部件,用部件模型表示各部件的相互位置关系。使用 $(F_0, P_1, \dots, P_n, b)$ 来描述十字靶标的可变形部件模型。其中, F_0 和 P_i 分别表示根滤波器和第 i 个部件的模型。一个目标假设实例用 q 表示,它指定了模型中每个滤波器在特征金字塔中的位置。

$$q = (p_0, \dots, p_n), \quad (1)$$

其中:

$$p_i = (u_i, v_i, l_i), \quad (2)$$

l_i 表示第 i 个滤波器在金字塔中的层数, (u_i, v_i) 为位置坐标,对应的响应得分计算公式如下:

$$\text{score}(p_0, \dots, p_n) = \sum_{i=0}^n F'_i \cdot \varphi(H, P_i, w, h) - \sum_{i=0}^n d_i \cdot \varphi_d(du_i, dv_i) + b, \quad (3)$$

其中: F'_i 为滤波器 F 中权重的行向量; $\varphi(H, p_i)$ 为特征金字塔 H 中 (u, v) 处被检测窗口特征向量;

$$\varphi_d(du_i, dv_i) = (du, dv, du^2, dv^2), \quad (4)$$

表示十字靶标的形变特征,即水平、垂直方向的位移。

图 1 给出了应用于十字靶标检测的 DPM 的可视化图像,图中(a)和(b)分别为十字靶标的根滤波器可视化图和各部件滤波器的可视化图,且(b)分辨率是(a)的两倍;(c)为各部件滤波器相对于根滤波器的空间位置模型图。(a)(b)(c)3个

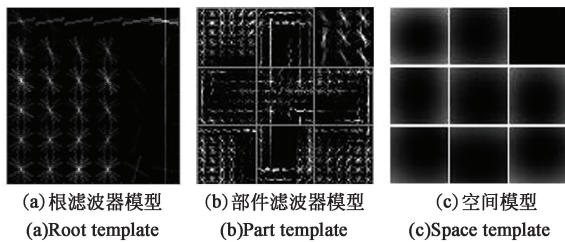


图 1 十字靶标 DPM 模型可视化图像

Fig.1 Visual images of deformable part model of cross target

部分都是通过机器学习算法训练得到的。

目标假设实例 q 的响应得分也可以写成点积的形式, $\beta \times \varphi(H, q)$, 其中 β 是模型参数向量, $\varphi(H, q)$ 是特征向量, 分别为

$$\beta = (F'_0, \dots, F'_n, d_1, \dots, d_n, b), \quad (5)$$

$$\varphi(H, q) = (\psi(H, p_0), \dots, \psi(H, p_n) - \psi_d(du_0, dv_0) \dots - \psi_d(du_n, dv_n), 1). \quad (6)$$

本文将使用以上模型和线性分类器的关系,在隐支持向量机(LSVM)的框架下训练十字靶标的模型参数。

2.2 基于 DPM 的十字靶标的训练及检测

在训练阶段,可变形部件模型中的参数学习是通过训练分类器隐支持向量机(Latent SVM)来获得的。由于模型中可形变部件位置不固定,将部件的位置作为隐含变量,在训练过程中,取正样本中的各个部件响应得分最大的位置为最优位置。训练过程通过最小化目标函数来进行,训练目标函数为:

$$L_D(\beta) = \frac{1}{2} \|\beta\|^2 + C \sum_{i=1}^n \max(0, 1 - s_i f_\beta(r_i)), \quad (7)$$

其中: β 为模型的参数向量; r_i 为输入的图像样本; s_i 为对样本的标记值:

$$s_i \in \{-1, +1\}$$

利用训练得到的十字靶标 DPM 参数模型,采用滑动窗口的检测方法遍历图像,提取检测窗区域的 HOG 特征,计算特征金字塔每一层上的检测得分。十字靶标检测的基本步骤如下:

(a) 遍历图像,提取待检测图像的特征金字塔。

(b) 使用已训练的模型中根滤波器与部件滤波器分别与 1 倍、2 倍分辨率的特征图像进行卷积,计算滤波后的响应得分。

(c) 将图像在检测位置处的检测得分与模型设定的阈值比较,判断是否成功检测到目标。

(d) 确定最大的响应得分值,在图像上画出检测矩形框标记最优靶标位置。

2.3 KCF 跟踪算法

核相关滤波器(KCF)跟踪算法是一种判别式跟踪方法,通过训练一个区分背景和目标的分类器实现目标的跟踪。每一帧跟踪分为训练、检测和更新 3 个阶段。在跟踪过程中训练线性岭回归分类器,使用分类器检测下一帧预测位置是否

为目标,然后再使用新检测结果更新训练集进而更新分类器。

(a)训练阶段,以当前帧的目标位置为中心,对 $M \times N$ 的图像块 z 进行循环移位,得到大量训练样本 x_i ,训练线性岭回归分类器。即找到函数

$$f(z) = w^T z, \quad (8)$$

使得训练样本 x_i 与回归目标 y_i 之间的损失函数最小

$$\min_w \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|w\|^2, \quad (9)$$

其中: λ 为正则项,控制过拟合, w 为所求分类器参数。可求得一个封闭解:

$$w = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y, \quad (10)$$

引入核函数,格式如下:

$$k(x, z) = \varphi(x) \varphi(z), \quad (11)$$

其中 $\varphi(x)$ 和 $\varphi(z)$ 为映射函数。由 Representer 定理^[7]可知,系数 w 是样本 x 的线性组合,即

$$w = \sum_i \alpha_i \varphi(x_i), \quad (12)$$

由此可求得:

$$\alpha = (K + \lambda I)^{-1} y, \quad (13)$$

式中: K 为所有训练样本之间的核相关矩阵,且 K 是循环矩阵,对上式对角化得:

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda}, \quad (14)$$

其中 k^{xx} 是核相关矩阵:

$$K = C(k^{xx}), \quad (15)$$

的第一行。

(b)检测阶段,对于新的一帧图像,提取以上一帧目标位置为中心,大小为 $M \times N$ 的图像块 z ,进行循环移位,得到分类器对所有图像块的输出响应,离散傅立叶变换结果为

$$\hat{f}(z) = \hat{k}^{xz} \odot \hat{\alpha}, \quad (16)$$

响应最大的图像块则为检测到的当前帧的中心位置。

(c)更新阶段,滤波器模型表示为 (α, δ_0) 。用以下方法更新滤波器系数 α 和跟踪模型参数 δ :

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}^t &= (1 - \gamma) \hat{\alpha}^{t-1} + \gamma \hat{\alpha} \\ \hat{\delta}^t &= (1 - \gamma) \hat{\delta}^{t-1} + \gamma \hat{\delta} \end{aligned} \quad (17)$$

其中: t 为帧数, γ 为学习率。

但是由于 KCF 算法没有重定位模块,故在跟踪目标漂移或丢失时,无法重新定位目标而跟踪

失败。

2.4 目标检测跟踪整体思路

KCF 算法在跟踪目标时,需要对目标进行初始化,而初始化过程可以通过检测方法得到,或者直接人工标注。本文将 DPM 检测算法与 KCF 跟踪算法结合,不需人工标定起始跟踪帧,实现自动检测跟踪。首先,训练样本,得到十字靶标的可变形部件模型,根据可变形部件模型在视频序列中检测出十字靶标,将得到的检测矩形框作为 KCF 跟踪算法的初始外接矩形框,进行下一步的目标跟踪。

图 3 为十字靶标检测跟踪流程图。检测跟踪框架可分为训练过程、检测过程和跟踪过程 3 部分。训练可分为十字靶标样本图片的收集,正负样本的特征提取以及使用合适的分类器训练;检测部分包括待检测图像的特征提取以及使用已训练好的 LSVM 分类器进行判别;跟踪部分主要是通过循环移位跟踪目标区域,构造大量的用来训练分类器样本,利用核函数来计算候选区域与跟踪目标的相似度,选取响应最大的候选区域为新的跟踪目标。当跟踪目标丢失时,暂时停止跟踪,利用 DPM 模型重新检测定位目标再进行跟踪。

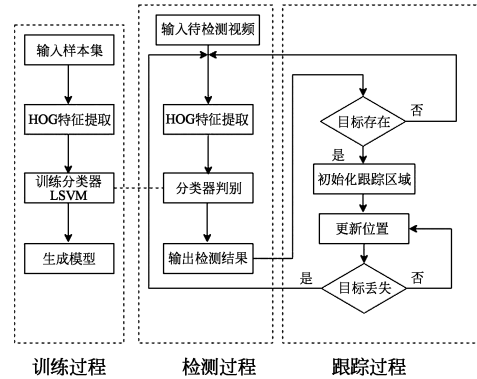


图 2 十字靶标检测跟踪流程图

Fig.2 Block diagram of image measuring and tracking system

3 实验与结果

实验在处理器为 Intel core i5,主频 3.2 GHz,内存 4.00 GB 的计算机上完成,操作系统为 Windows 7。软件环境为 MATLAB R2016a, Visual Studio 2013, OpenCV 2.4.9。

3.1 十字靶标 DPM 模型训练及检测

实验中,将数据集中含有十字靶标的部分进行标记,采用 150 张有标记十字靶标的图片作为正样本,30 张不含十字靶标的图片作为负样本,组成十字靶标的数据集。利用数据集中的正样本来训练模型,部分训练十字靶标 DPM 模型时使用的多角度十字靶标图像如图 3 所示。

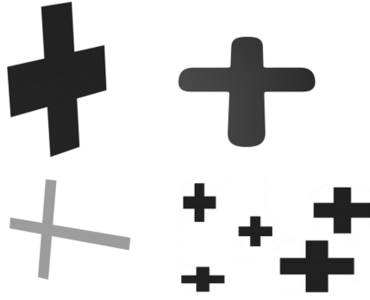


图 3 部分用于训练的十字靶标图像

Fig.3 Parts of the cross target images for training

训练得到的 DPM 模型可视化图像如图 1 所示,作为实验使用的检测器。用该模型检测图片,效果如图 4 所示。图(a)目标部分被遮挡,检测效果较好;图(b)为多目标检测,存在误检。

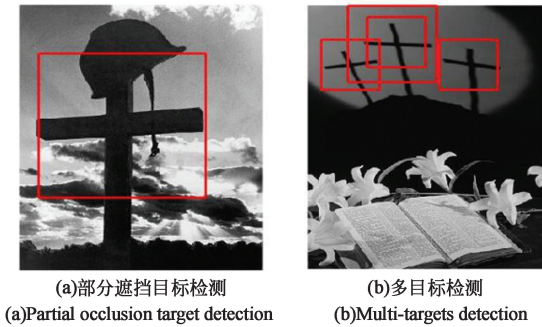


图 4 使用 DPM 模型的检测结果

Fig.4 Result of cross target detection using DPM

随机采集得到 200 张测试样本(其中测试样本中不包含训练集),采用检测率(detection rate, DR)和误检率(false positive rate, FPR)作为评价准则,其中 DR 和 FPR 分别定义为:

$$DR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (18)$$

$$FPR = \frac{FP}{TP + FP}, \quad (19)$$

其中: TP 表示人工标记到的同时使用 DPM 模型也检测到的十字靶标数量; FN 表示为人工标记

到的,但未能检测到的十字靶标数量; FP 表示人工未标记,但检测到的十字靶标数量。

检测实验结果如表 1 所示,使用 DPM 模型检测目标的正检率为 93.50%,误检率为 4.59%,结果表明本文的检测算法取得了较好的检测效果。

表 1 十字靶标检测准确性

Tab.1 Accuracy of cross target detection

测试样本总数	TP	FN	FP	DR/%	FPR/%
200	187	13	9	93.50	4.59

3.2 基于 DPM 和 KCF 的视频跟踪

为了验证提出的自动检测跟踪算法的有效性,在数据集下进行测试,并与原 DPM 算法作比较。利用几段视频序列来进行实验。

表 2 为使用本文提出的检测跟踪算法(DPM+KCF)的平均耗时与 DPM 算法检测耗时的比较,数据表明本文提出的检测跟踪算法帧率远远高于 DPM 算法,实时性较好,能够满足我们的实际需求。

表 2 DPM 和 DPM+KCF 的跟踪速度对比

Tab.2 Performance comparison of methods

测试视频 分辨率	测试视频 帧数/F	DPM 帧率 /FPS	DPM+KCF 帧率/FPS
160×120	337	10	44
320×240	336	5	40
640×480	530	1.6	38

图 5 为使用 DPM 模型与 DPM+KCF 算法检测跟踪结果对比图。分别用两种算法检测跟踪一段视频,视频帧数为 480,视频图像的尺寸为 640×480。图中红色矩形框为 DPM 模型的检测结果,绿色矩形框为本文算法的检测跟踪结果。

采用中心误差(CLE)和重叠率(OS)作为评价指标,衡量本文算法的准确率。

$$CLE = \sqrt{(x_c - x_t)^2 + (y_c - y_t)^2}, \quad (20)$$

$$OS = \frac{|r_t \cap r_a|}{|r_t \cup r_a|}, \quad (21)$$

其中: (x_t, y_t) 为跟踪框中心位置, (x_c, y_c) 为目标实际中心位置; r_t 为跟踪框区域, r_a 为实际目标区域。部分采样帧检测跟踪的准确率如表 3 所

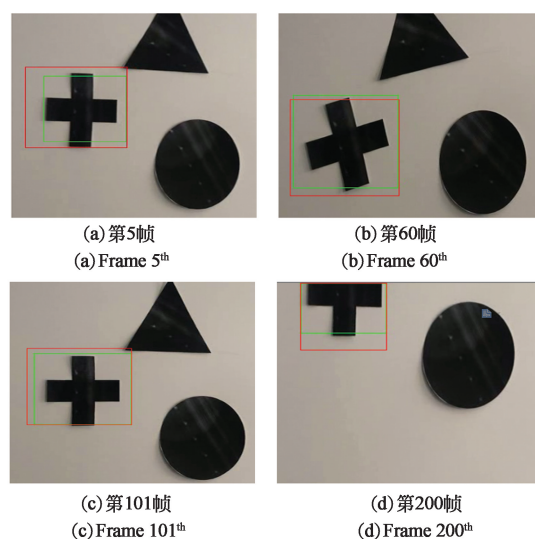


图 5 使用 DPM 模型与 DPM+KCF 算法检测跟踪结果对比

Fig.5 Comparison of tracking results with DPM and DPM+KCF

示,采用本文算法,在保证跟踪稳定性的前提下,检测十字靶标的准确率比较高,检测效果好。

表 3 DPM 和 DPM+KCF 的准确率对比

Tab.3 Accuracy comparison of methods

测试视频 采样帧	DPM		DPM+KCF	
	CLE/像素	OS	CLE/像素	OS
5	8.06	0.66	4.47	0.93
60	6.95	0.79	5.85	0.71
101	7.52	0.70	6.96	0.68

实验结果表明,本文算法对快速移动和旋转的十字靶标的检测与跟踪准确度更高,鲁棒性更好。采用本文算法,第一帧图像用可变形部件模型检测到了十字靶标,并用此窗口初始化跟踪位置。然后采用 KCF 跟踪算法,对下一帧目标位置进行预先估计,实时跟踪。而跟踪结果显示,当跟踪目标丢失时,暂时停止跟踪,待采用 DPM 算法重新检测到目标后再进行跟踪,一定程度上增强了检测跟踪算法的实时性和鲁棒性。

4 结 论

本文根据目标检测和跟踪精确度和实时性的要求,提出了基于可变形部件模型(DPM)和核相关滤波器(KCF)的十字靶标检测跟踪算法,针对十字靶标的形状特点,训练得到十字靶标的 DPM 模型,利用训练好的模型和分类器检测视频,并作为 KCF 跟踪的初始输入,应用 KCF 算法预测下一帧目标位置。如果当前帧超过了阈值,我们就认为跟踪目标已经丢失,目标丢失时,暂时停止跟踪,利用 DPM 模型重新检测定位目标再进行跟踪。实验结果证明:结合 DPM 和 KCF 算法,实时检测跟踪的帧率为 40 fps。实现了目标的自动检测与实时跟踪,且检测速度明显高于传统算法,并且在目标漂移或丢失后自动重新定位并继续跟踪,完成十字靶标的长时间跟踪。

参 考 文 献:

- [1] SMEULDERS A W M, CHU D M, CUCCHIARA R, *et al.* Visual tracking: an experimental survey [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(7): 1442-1468.
- [2] GAVRILA D M, PHILOMIN V. Real-time object detection for "smart" vehicles [C]//*Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kerkira, Greece: IEEE, 2002: 87-93.
- [3] FELZENSZWALB P, MCALLESTER D, RAMANAN D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C]//*Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [4] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]//*Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [5] 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.
- [6] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005: 886-893.
- [7] WILLIAMS C K I. Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2003, 98(462): 489.
- [8] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, *et al.* Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [9] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, *et al.* Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]//*Proceedings of the British Machine Vision Conference*. Nottingham: BMVA Press, 2014: 65.1-65.11.
- [10] LI Y, ZHU J K. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration [C]//*Proceedings of the Computer Vision - ECCV 2014 Workshops*. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 254-265.
- [11] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head Island, SC, USA: IEEE, 2000: 142-149.
- [12] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, *et al.* Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [C]//*Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision*. Florence, Italy: Springer, 2012: 702-715.
- [13] 常运, 杜玉红, 焉台郎, 等. 基于云台摄像机的快速移动人群的检测与跟踪[J]. 液晶与显示, 2016, 31(10): 998-1005.
- CHANG Y, DU Y H, YAN T L, *et al.* Detection and tracking of fast moving camera based on the PTZ camera [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(10): 998-1005. (in Chinese)
- [14] HARE S, GOLODETZ S, SAFFARI A, *et al.* Struck: structured output tracking with kernels [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(10): 2096-2109.
- [15] 杨德东, 蔡玉柱, 毛宁, 等. 采用核相关滤波器的长期目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 2037-2049.
- YANG DD, CAI Y Z, MAO N, *et al.* Long-term object tracking based on kernelized correlation filters [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(8): 2037-2049. (in Chinese)
- [16] 闫辉, 许廷发, 吴青青, 等. 多特征融合匹配的多目标跟踪[J]. 中国光学, 2013, 6(2): 163-170.
- YAN H, XU T F, WU Q Q, *et al.* Multi-object tracking based on multi-feature joint matching [J]. *Chinese Optics*, 2013, 6(2): 163-170. (in Chinese)
- [17] 高文, 朱明, 贺柏根, 等. 目标跟踪技术综述[J]. 中国光学, 2014, 7(3): 365-375.
- GAO W, ZHU M, HE B G, *et al.* Overview of target tracking technology [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(3): 365-375. (in Chinese)

作者简介: 崔艺涵(1992—), 女, 吉林长春人, 硕士研究生, 2014 年于中国科学技术大学获得学士学位, 主要从事光电探测方面的研究。E-mail: cyhcreek@mail.ustc.edu.cn

陈涛(1965—), 男, 内蒙古赤峰人, 博士, 研究员, 博士生导师, 1987 年于大连理工大学获得学士学位, 1990 年、2007 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所分别获得硕士、博士学位, 主要从事光电精密跟踪测量技术的研究。E-mail: chent@ciomp.ac.cn