

文章编号:1007-2780(2016)09-0921-08

基于角点增强改进的 TLD 目标跟踪算法

孙保基^{1,2}, 张 葆^{1*}, 宋 策¹, 龙思源^{1,2}

(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:针对 TLD 算法的特征点无法有效表述目标问题,提出了一种基于角点增强改进的 TLD 目标跟踪算法。改进算法在跟踪模块加入了对目标表述能力更强,具有光照不敏感性和旋转不变性的 Shi-Tomas 角点作为跟踪特征点。跟踪器运行时,在角点经光流法跟踪和双向误差检测后,利用剩余的稳定角点定位目标窗口。对照结果表明,改进算法在面对目标抖动和形变时可以稳定跟踪;有效抑制因跟踪平滑点造成的漂移现象;提高了跟踪的稳定性。针对 TLD 算法跟踪过程中因在线模板积累造成的计算量持续增大、实时性持续降低的问题,提出了一种依据相似度中值的模板判断删除机制。该删除机制在模板积累到设定阈值时运行,根据模板与当前目标的相似度,删除不再具备代表性的模板;调整模板空间并更新模板数目。实验表明,该删除机制在应对模板更新快、持续时间长的跟踪情景时有效降低算法计算量,实时性可提高约 20%。

关键词:目标跟踪;TLD;角点特征;在线模板

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163109.0921

Improved TLD object tracking algorithm based on corner reinforced

SUN Bao-ji^{1,2}, ZHANG Bao^{1*}, SONG Ce¹, LONG Si-yuan^{1,2}

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

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

Abstract: A new object tracking algorithm has been proposed which is based on the corner reinforced for the problem of the feature points can't represent the target effectively in the TLD. The Shi-Tomas corner point has been added into the existing tracking points as the feature points, which is insensitive to the light change and invariant to rotation. When tracker is running, the target will be located by the reserved corner which is tracked by the optical flow and filtered by the error detector. The experiments show that the algorithm can track the target steadily when faced with the target shaking and appearance changing. And the algorithm can effectively prevent the drift tracking caused by the tracking smooth pixels and improve the tracking stability. In addition, a model deleting after judging

收稿日期:2016-05-03;修订日期:2016-06-27.

* 通信联系人, E-mail: cleresky@vip.sina.com

system has been proposed for solving the problem of calculated amount increasing and real time decreasing caused by the online model accumulating during the TLD tracking. The system will delete the unrepresentative models according to the similarity of the target and the online model when the model quantity reaches to a certain amount. The experiments show that the system can decrease the computational complexity effectively, and increase the real time by 20% especially handling with the rapid model updating and longtime tracking circumstances.

Key words: object tracking; TLD; corner feature; online model

1 引言

目标跟踪作为计算机视觉的一项重要研究内容,广泛地应用于智能监控、视觉导航、智能交通、人机交互、远程视频会议、运动分析等领域。目标跟踪可以理解为在已知目标先验信息的条件下,在视频序列中持续的发现目标位置、大小、形态等运动状态信息的过程^[1]。

在计算机视觉领域,目标跟踪一直是一个具有挑战性的研究难点^[2-3]。经过数十年的研究,国内外研究者针对不同需要提出了诸多跟踪算法,诸如 Mean-shift^[4]、卡尔曼滤波^[5-6]、MIL^[7]、SVM^[8]等。但实际的应用中,由于相机抖动、复杂背景、目标形态变化、遮挡消失、相似干扰目标等情况的存在,这些算法往往只能针对某些特定的场景和目标有效。更为重要的是,作为实际使用的目标跟踪算法,还需要兼有实时并且长时间跟踪的特性。大量传统的跟踪算法只能实现短期跟踪的目的,因为随着跟踪误差的不断引入或者目标形态的持续变化,单纯基于跟踪和检测来实现长时跟踪都不现实,最终跟踪失败是必然的。

TLD 目标跟踪算法是 Z.Kalal 等人提出的一种长时目标跟踪算法^[8]。该算法将跟踪和检测相结合,引入了在线学习机制,成功解决了传统跟踪算法目标丢失后无法获取,无法实现长时跟踪的问题;有效地解决了跟踪过程中目标形变和光照变化和 部分遮挡等问题。虽然 TLD 目标跟踪算法具有诸多的优势,但 TLD 还存在一些明显不足,如无法进行多目标跟踪;跟踪器稳定性不高;检测器滑窗过多,耗时大;跟踪过程中模板积累实时性降低等^[9-11]。

本文的主要工作是在 TLD 跟踪器的基础上,引入了基于角点检测的跟踪方法,确保目标的

关键点能够被稳定的跟踪,抑制了因跟踪平滑点和背景错误特征点而导致的跟踪结果漂移现象,提高了跟踪的稳定性。

为解决跟踪过程中目标模板累积导致计算量大、实时性差的问题,本文对模板的更新策略加以了改进,解决了跟踪后期跟踪速度降低的问题,提高了算法实时性。

2 TLD 算法原理分析

TLD 目标跟踪算法与传统目标跟踪算法的一个显著区别就是,没有单纯的局限于跟踪或者检测,而是将跟踪与检测相结合,引入在线学习机制。算法主要分为 3 个部分:跟踪模块、检测模块和学习模块。文献[12]中,Z.Kalal 详细给出了在这 3 个部分的原理及实现。算法的功能结构如图 1 所示。

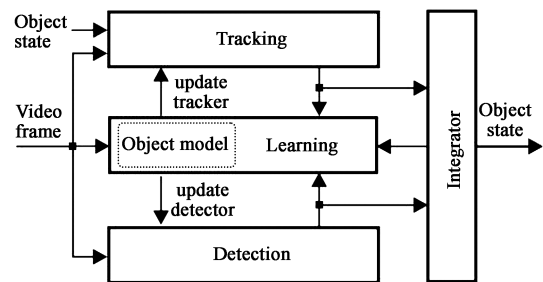


图 1 TLD 模块结构

Fig.1 Detailed block diagram of the TLD framework

跟踪模块:TLD 跟踪模块的中值流跟踪是基于增加了失败检测功能的金字塔 LK 光流法。LK 光流法估计出特征点的轨迹,用前向后向失败检测(forward and backward error)方法滤除误差较大的特征点,最终留下位移误差小于误差中值的 50% 稳定点。通过在剩下的稳定点周围生成新的目标窗口,实现一次短期跟踪。

LK 光流法有 3 个使用的前提假设:亮度恒

定、小运动、局部运动一致。然而在实际使用中由于目标运动遮挡、光照变化、相机抖动等不确定因素的存在,上述假设很难同时具备,因此错误的特征点跟踪是不可避免的。如图2所示,左图的点①经LK光流法跟踪后在右图中仍定位在相同位置;而点②因运动遮挡的原因发生了错误跟踪的情况。

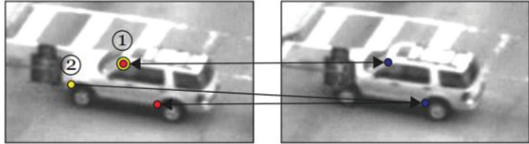


图2 点跟踪实例

Fig.2 Example of point tracking

在这种情况下,如果不对错误的跟踪轨迹加以滤除,最后必定会影响到目标跟踪的结果。鉴于以上原因,TLD算法中增加了前向后向误差检测(forward and backward error)功能。在文献[13]中,Z.Kalal详细阐述了前向后向误差检测(forward and backward error)的原理、实现及优势。

前向后向误差检测的工作原理如图3所示。

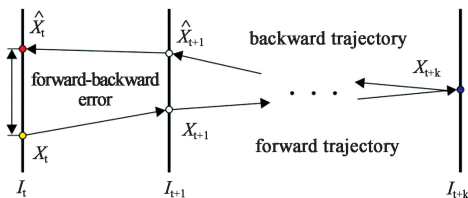


图3 前向后向误差

Fig.3 Forward and backward error

若误差距离 FB 小于 $MedianFB$,则认为该点的向后跟踪可信,该点轨迹保留;否则滤除。

误差距离与误差中值:

$$FB = |\hat{X}_t - X_t|, \quad (1)$$

$$MedianFB = Median |\hat{X}_t - X_t|, \quad (2)$$

TLD的跟踪模块的中值流跟踪如图4所示。

首先在目标窗口内均匀等间隔的初始化特征点;然后进行前向后向的LK光流法跟踪;估计出跟踪误差;滤除误差较大的错误点;最后利用剩下的可信特征点计算出新的目标窗口位置,完成一次短期跟踪。

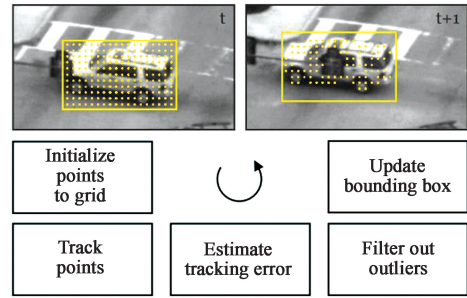


图4 中值流跟踪

Fig.4 Block of the Median Flow tracking

检测模块:TLD的检测模块通过滑窗扫描窗口检测整幅图像,对每一个可能的图像元进行判断,决定目标是否存在。检测模块是有3个分类器组成的级联分类器构成,这3个分类器依次是:方差分类器、随机森林分类器、最近邻分类器。对于滑窗内的图像元,只有依次经过这3个分类器才能够被认定含有检测目标。检测模块如图5所示。

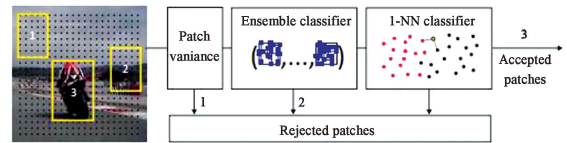


图5 检测器模块

Fig.5 Block diagram of the object detector

学习模块:学习模块在第一帧初始化检测器并且在运行中利用P专家和N专家产生的正负模板训练检测器,在运行时使用P专家和N专家在线更新检测器^[14]。

3 角点检测原理分析

角点是图像的重要局部特征,其直观定义是指在至少两个方向上的图像灰度变化均较大的点。在实际图像中,轮廓的拐角、线段的末端等都是角点。角点特征因具有信息量丰富,便于测量和表示,能够适应光照变化,尤其适用于处理遮挡和几何形变问题等优点而成为许多特征匹配算法的首选。

对于一个滑窗,如果在各个方向上移动都没有发生变化,那么窗口应该位于平滑的区域;如果只在一个方向上移动时,发生较大变化,那么这点应该位于边缘直线上;如果其在各个方向上移动

都会使区域内灰度发生较大的变化,那么窗口应该在角点位置。Harris 算子就是根据这个事实提出的^[15],如图 6 所示。

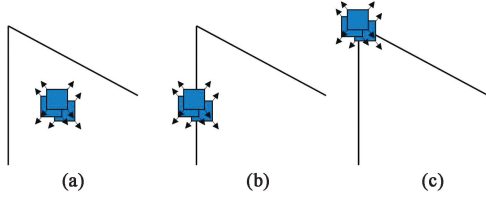


图 6 Harris 算子示意图

Fig.6 Block diagram of the Harris

对滑窗平移 (u, v) 产生的平均灰度变化:

$$E(u, v) = \sum \left(w(x, y) \cdot [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2 \right), \quad (3)$$

考虑泰勒展开,上式可以近似简化为:

$$E(u, v) \cong (u, v) M \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$\text{其中, } M = \sum w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}.$$

对于协方差矩阵 M 的两个特征值 λ_1, λ_2 , 分别表示最大平均强度值变化的水平和垂直方向。如果两个值都很小,则表示在平滑区域;如果有一个很大另一个很小,则表示在边缘区域;如果两个值都很大,则表示在变化敏感的角点区域。

为此 Harris 给了一个计算评分标准来判断是否为角点位置:

$$\text{Det}(M) - k \text{Trace}(M)^2. \quad (5)$$

若两个特征值都很大,这个评分标准肯定也高,则认为是角点。

需要注意的是,式(5)中参数 k 是默认常数,是一个经验值。 k 值一般在 0.05 和 0.5 之间转换会有较好的结果,但想要确定最佳参数是比较困难的。

从经典的 Harris 角点检测算法可以看出,算法的稳定性和经验值 k 有关,这个值不好确定且浮动较大。鉴于此,Shi-Tomas 角点检测算法则直接计算出两个特征值,若最小特征值仍大于最小阈值,则认为是强角点。Shi-Tomas 角点检测算法在很多情况下效果要优于 Harris 角点检测。在本文的改进算法中就使用了 Shi-Tomas 角点检测。

4 缺陷分析及改进的 TLD 算法

4.1 算法缺陷分析

前面分析了 TLD 算法的组成原理和运行机制,其优越性显而易见,但 TLD 算法仍存在一些明显的缺陷亟待解决:

(1) 特征点的选择缺陷:随机产生特征点无法有效表述目标。

在算法的跟踪模块,LK 光流法与前向后向误差检测结合有效解决了特征点跟踪和误差点过滤的问题,一定程度上保证了跟踪的稳定性。但该跟踪方法在目标窗口内生成待跟踪特征点是等间距的。这样处理起来虽然简便,不过也会造成问题:均匀产生的特征点并不能有效的代表目标窗口内的目标。

均匀产生的特征点包含大量平滑点,在实际跟踪时,由于背景环境、目标形变、尺寸缩放带来的目标模板变化都会影响到这些特征点对目标的表达。在考虑平滑点的情况下,即便特征点有效表达了目标,由于这些待跟踪点是随机产生的,目标本身的平滑点被选中的概率将大大高于有效特征点被选中的概率。这样产生的特征点在跟踪过程容易与周围背景中相似的点错误匹配或者直接无法找到对应的匹配点。最终不但会降低跟踪的稳定性,甚至出现跟踪漂移甚至失败。

(2) 在线模板的更新缺陷:模板积累降低实时性。

检测器中,通过随机森林的待分类样本需要经过最近邻分类器进行最后的筛选。最近邻分类器的工作就是计算待分类样本和最近邻分类器中所有正负模板的相似度 NCC,处理成距离测度 $S(p, M)$ 作为筛选样本的依据。

$$NCC(p, q) = \frac{\sum_{x', y'} (p(x', y') \cdot q(x+x', y+y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} p(x', y')^2 \sum_{x', y'} q(x+x', y+y')^2}}, \quad (6)$$

$$S(p, M) = 0.5(NCC(p, M) + 1). \quad (7)$$

显然,随着跟踪的不断进行,被正负模板集记录的正负模板会越来越多。然而在每一帧的检测过程中,经历最近邻分类器的每个待分类样本都要与之计算距离,这无疑是耗时巨大的。实际验证后知,随着模板不断增多,算法的速度会越来越

慢,实时性严重降低。

4.2 改进的 TLD 算法

针对 4.1(1)中提到的“特征点”的选择缺陷问题,本文考虑在跟踪点的基础上,引入对目标表达更强的 Shi-Tomas 角点作为跟踪点,增强跟踪的效果,提高跟踪的稳定性。

具体代码实现中在作者源码中添加编写了用以 Shi-Tomas 检测的 GoodFeaturesToTrack() 函数。在获取角点后,将这些角点添加到 Points 中作为待跟踪的特征点,待 LK 光流跟踪函数 LK-Tracker::trackf2f() 处理。

改进后的跟模块示意图如下:



针对 4.1(2)提到的在线模板的更新缺陷问题,本文考虑对在线模板引入模板判断删除机制。考虑到由于目标外表不断变化,早期加入的模板可能与当前目标差异较大,继续与之计算相似度是没有必要的。因此在模板的增长到一定数量时,记录目标与每个模板的相似度,将相似度小于相似度中值的 50% 模板从模板集中删除。这样既避免了大量模板造成的时间浪费又避免了单纯删除早期模板造成的检测能力降低的情况。加入的模板删除机制算法如表 1。

表 1 模板删除机制算法

Tab.1 Algorithm of the model deleting

模板删除机制算法
If 正模板数 > N1 or 负模板数 > N2 计算目标与模板相似度,记录在 Sim_P, Sim_N; 计算相似度中值 Med_P, Med_N; For 每个正模板 pEx[i] If Sim_P[i] > Med_P 保留正模板 pEx[i]; For 每个负模板 nEx[i] If Sim_N[i] > Med_N 保留负模板 nEx[i]; 调整正负模板空间,更新模板数目; 结束

5 实验结果与分析

本文实验在 motocross、David、Car 和 pedestrian2 上验证了基于角点增强的 TLD 目标跟踪

算法,包含目标旋转、遮挡、消失后重现、尺寸变化等情形。为形成对比,本文中红色波门为原 TLD 算法跟踪结果,绿色波门为改进后的 TLD 跟踪结果。实验环境为 Intel Core I I5-4460 CPU @ 3.20 GHz 4G 内存的 Win7 64 位系统,实验软件为 Visual Studio 2010 和 opencv2.4.8。

5.1 跟踪稳定性

改进的 TLD 算法在跟踪点中增加了稳定性更强的角点,跟踪过程中会以保留下的稳定点重新估计目标位置。因此,为比较算法改进前后的跟踪稳定性,本文以每次跟踪后稳定跟踪点数目作为衡量标准。

稳定性衡量:

$$R = \frac{N_{\text{tracked}}}{N_{\text{all}}} \quad (8)$$

原 TLD 算法和改进后的 TLD 算法在跟踪过程中稳定点数目对比如图 7。

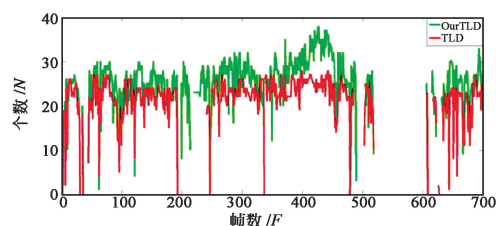


图 7 (a) motocross 稳定跟踪点对比

Fig.7 (a) Comparison of stable tracking points

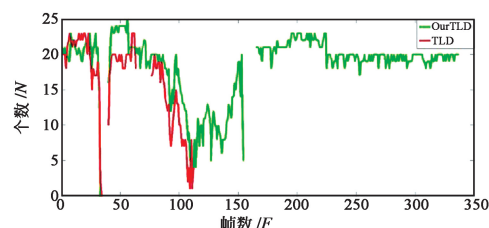


图 7 (b) Pedestrian2 稳定跟踪点对比

Fig.7 (b) Comparison of stable tracking points

从图 7 可以看出,加入了角点增强后的 TLD 算法在跟踪过程中明显地增加了稳定点数目,提高了跟踪稳定性;在有些情况下原跟踪算法跟踪失败,而改进后的算法依据稳定的角点依然能够有效跟踪,这在图 7(b)中表现尤其明显。

在视频 motocross 中,目标的快速运动包含了旋转、消失、重现等情形。原 TLD 算法在目标平稳移动不发生剧烈形变时,可以进行有效的跟

踪。在目标发生了大角度的倾斜、剧烈抖动和外形变化时,如第 191 帧至第 238 帧和第 517 帧至 603 帧,因平滑的特征点无法有效跟踪,跟踪失败,如图 8 所示。



图 8 原 TLD 算法抖动和形变时跟踪失败
Fig.8 TLD failed when target shacking and appearance changing

从图像中可以看出即使在目标倾斜抖动时,目标本身具有的角点部位(如头部、肘部等位置)依然清晰稳定存在。因此加入了目标角点特征后,跟踪算法仍然可以根据稳定性较强的角点特征预测出目标新的位置。实验表明,加入角点后增强的 TLD 算法可以有效解决目标抖动、倾斜和形变情况下跟踪失败的问题。

原 TLD 算法和改进后的 TLD 算法在视频 motocross 中跟踪效果对比如图 9 所示。



图 9 motocross 跟踪效果对比
Fig.9 Comparison of algorithm in motocross

在视频 Pedestrian2 中,目标存在不断形变、视频抖动、消失后重现等情形。从实验结果可以看出,原 TLD 算法在第 63 帧至 74 帧之间因目标的形变跟踪失败;在第 114 帧至 153 帧之间因错误地跟踪平滑点出现扩散漂移和错误跟踪的情况;在第 154 帧及之后目标重新出现,原 TLD 算法没能够重新获取目标。而改进后的 TLD 算法在上述情形中则始终稳定的跟踪目标。实验结果对比如图 10 所示。

5.2 跟踪实时性

对于跟踪实时性的比较,本文选用跟踪帧率的平均值作为衡量标准,即总的帧数除以总时间。实时性衡量:

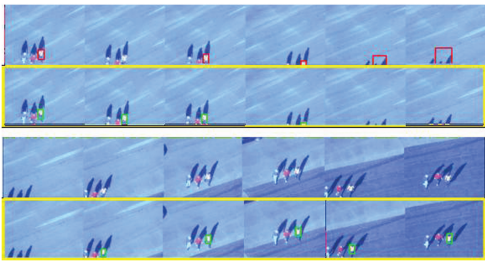


图 10 Pedestrian2 跟踪效果对比
Fig.10 Comparison of algorithm in motocross

$$FPS=\frac{N_{frame}}{T_{time}} \tag{9}$$

本文选取了视频时间较长、跟踪过程中模板更新数量较多的 motocross、David 和 Car 作为实验样本。处理速度的对照表格如表 2。

表 2 处理速度对照				
Tab.2 Comparison of the processing speed				
测试 视频	帧数 /F	原 TLD 帧率/fps	OurTLD 帧率/fps	提升 率/%
motocross	2665	9.13	11.15	22.1
Car	945	10.10	13.89	37.5
David	761	8.36	9.51	13.0

测试视频中 motocross 持续时间长,模板多,car 模板更新速度快;David 持续时间短且模板数量较少。

对照结果表明,对于持续时间较短、模板数量少的跟踪,改进算法的实时性提升不大,约 10% 左右;但对于模板更新较多、持续时间较长的跟踪,改进后的算法实时性提高明显。实时性提高 20% 以上,且随着跟踪的持续进行,实时性会不断提高。

6 结 论

本文在 TLD 算法的基础上,针对跟踪特征点无法有效表述目标的问题,引入了基于角点检测的有效特征点跟踪方法,确保目标的关键点能够被稳定地跟踪,抑制了因跟踪平滑点和背景错误特征点而导致的跟踪结果漂移现象,提高了跟踪稳定性,增强了算法的鲁棒性。针对跟踪过程中模板积累导致的计算量大、实时性降低问题,本

文对模板的更新策略加以改进,引入了依据相似度中值的模板判断删除机制,删除相似度较低的模板,解决了跟踪过程中跟踪速度持续降低的问题,算法实时性可提高 20% 以上。

参 考 文 献:

- [1] 宋策. 基于粒子滤波的目标跟踪技术研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2014.
SONG C. Research on target tracking based on particle filter [D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences), 2014. (in Chinese)
- [2] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey [J]. *ACM Computing Surveys*, 2006, 38(4): 13.
- [3] 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)
- [4] 郭敬明, 何昕, 魏仲慧. 基于在线支持向量机的 Mean Shift 彩色图像跟踪[J]. 液晶与显示, 2014, 29(1): 120-128.
GUO J M, HE X, WEI Z H. New mean shift tracking for color image based on online support vector machine [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 120-128. (in Chinese)
- [5] 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)
- [6] 赵其杰, 屠大维, 高健, 等. 基于 Kalman 滤波的视觉预测目标跟踪及其应用[J]. 光学精密工程, 2008, 16(5): 937-942.
ZHAO Q J, TU D W, GAO J, et al. Kalman filter based vision predicting and object tracking method and its application [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(5): 937-942. (in Chinese)
- [7] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Visual tracking with online multiple instance learning [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL: IEEE, 2009: 983-990.
- [8] 宋华军. 基于支持向量机的目标跟踪技术研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2006.
SONG H J. Study on target tracking method based on SVM [D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences), 2006. (in Chinese)
- [9] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. Online learning of robust object detectors during unstable tracking [C]//*Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*, Kyoto: IEEE, 2009: 1417-1424.
- [10] 高帆, 吴国平, 刑晨, 等. TLD 目标跟踪算法研究[J]. 电视技术, 2013, 37(11): 70-74, 202.
GAO F, WU G P, XING C, et al. TLD Target tracking algorithm [J]. *Video Engineering*, 2013, 37(11): 70-74, 202. (in Chinese)
- [11] 王建刚, 李醒飞, 陈诚, 等. 改进 TLD 算法在光电跟踪中的应用[J]. 红外技术, 2015, 37(10): 824-830.
WANG J G, LI X F, CHEN C, et al. Improved TLD approach applied in optoelectronic tracking [J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(10): 824-830. (in Chinese)
- [12] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [13] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures [C]//*Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul: IEEE, 2010: 2756-2759.
- [14] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. P-N learning: bootstrapping binary classifiers by structural constraints [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, CA: IEEE, 2010: 49-56.

[15] 谢凤英,赵丹培. Visual C++ 数字图象处理[M]. 北京:电子工业出版社,2008:9.

XIE F Y, ZHAO D P. *Visual C++ Digital Image Processing* [M]. BEIJING: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 9. (in Chinese)

作者简介:孙保基(1993—),男,安徽宿州人,硕士研究生,主要从事图像处理与计算机视觉方面的研究。E-mail:sunbaoji15@163.com

张葆(1966—),男,吉林磐石人,研究员,博士生导师,主研航空光电成像技术。E-mail:cleresky@vip.sina.com