

文章编号 1004-924X(2018)12-3067-11

采用 PSR 和客观相似性的高置信度跟踪

宋华军*, 于 玮, 王 芮

(中国石油大学(华东)电子信息工程系, 山东 青岛 266580)

摘要:针对相关滤波类跟踪算法难以解决的过度形变和目标被遮挡问题,提出了一种融合改进均方峰值旁瓣和客观相似性度量的高置信度跟踪算法-HCF。基于核相关滤波跟踪算法,结合传统相关运算的峰值旁瓣比与感知哈希算法客观度量所跟目标,对遮挡和形变等复杂情况进行高置信度判断,进而自适应的选择模型更新率,克服模型漂移问题;另外,利用尺度池算法解决跟踪中的尺度估计问题,进一步提高了算法的稳健性。通过 OTB-2015 数据集测试表明:提出的 HCF 算法能精准判别出由于遮挡形变等情况导致的无效跟踪,相比于当前主流的鲁棒性跟踪算法,具有更优秀的性能和表现。本文的创新工作为跟踪领域中的目标准确度判别问题提供了新的思路。

关键词:计算机视觉;目标跟踪;准确度判别;抗遮挡

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182612.3067

High-confidence correlation tracking algorithm based on PSR and objective similarity

SONG Hua-jun*, YU WEI, WANG Rui

(*Electronic Information Department, China University of Petroleum
(East China), Qingdao 266580, China*)

* *Corresponding author, E-mail: huajun.song@upc.edu.cn*

Abstract: To prevent over-deformation and to solve occlusion problems that are difficult to solve for correlated filtering tracking algorithms in the tracking field, an improved multiscale target tracking algorithm based on PSR and objective similarity was proposed in this paper. The proposed method combined a traditional correlation operation, peak side lobe ratio, with a perceptual hashing algorithm to tackle problems such as target occlusion, over deformation, and other complex scene judgments. Experimental results using the OTB-2015 demonstrate proposed algorithm's reliability and integrity of the target trajectory. The accuracy and robustness of our algorithm is better than that of Kernelized Correlation Filter (KCF) tracking algorithms. This paper presents a novel idea for occlusion detection in the target tracking field.

Key words: computer vision; target tracking algorithm; accuracy judgment; anti occlusion

收稿日期:2018-04-19;修订日期:2018-05-23.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61602517);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 18CX02109A)

1 引言

随着计算机视觉领域的迅速发展,目标跟踪系统已广泛应用于民用和军用领域中^[1],在视频监控、智能交通以及军事武器制导等方向,目标跟踪都发挥着不可替代的作用^[2]。实际中,由于背景环境的干扰以及遮挡形变等挑战因素^[3],现有的跟踪系统往往不能对目标进行有效的跟踪。如何对选定的运动目标进行准确稳定的实时跟踪仍是需要解决的重难点问题。

近年来,基于相关滤波的目标跟踪方法凭借其速度快,效果好的特点成为主流研究方向^[4]。相关滤波器通过将输入特征回归为目标高斯分布来训练滤波器,并在后续帧的跟踪中寻找预测分布中的响应峰值来定位目标的位置。从 2010 年 David S. Bolme 在 MOSSE^[5] 中首次将相关滤波应用于跟踪领域开始,之后基于相关滤波思想的拓展改进算法层出不穷:2012 年的 CSK^[6] 巧妙利用了循环矩阵结合 FFT,使跟踪速度大幅提高;后来 2014 年的 CN^[7] 将原始灰度特征拓展为多维颜色特征;2015 年轰动一时的 KCF^[8] 算法是将特征改进为更丰富的 HOG 特征,并引进核方法进一步提高算法效率和鲁棒性;之后的 DSST^[9] 算法实现多尺度跟踪,STC^[10] 算法结合时空上下文提高跟踪效果。至此之后的滤波类跟踪算法,主要基于 KCF 算法有如下几个方面的改进提高思路:(1)提取更加具体丰富的特征,或将进行特征融合。如 16 年的 Staple^[11] 算法便考虑了将 HOG 特征和颜色特征结合,互补后性能更优,速度仍能达到 60 frame/s。(2)结合空间背景的追踪策略。考虑目标的背景因素,提高训练样本的数量和质量,提高跟踪器的效果,此类代表算法是发表于 17 年的 BACF^[12] 算法。(3)结合 detector 的跟踪,大多算法都是 short-term 跟踪,但在实际中,需要长期正确跟踪。Long-term^[13] 跟踪的代表作 TLD^[14] 算法,具有长期跟踪性能的检测模块,鲁棒性强,速度也达到 30 frame/s。

随着跟踪算法的不断改进完善其效果是越来越好,但其速度不可避免的越来越慢^[15]。在保证跟踪效果满足应用的前提下,算法的实时性是关键。本文出发于高速 KCF 算法,提出了一种具有目标准确度判断功能的高置信度实时跟踪算法。

算法对目标的遮挡和过度形变等复杂情况进行了准确合理的判别,自适应的更新模板,同时添加了多尺度功能,提高了跟踪结果的准确度和鲁棒性。在 OTB2015^[16] 基准集测试证明 HCF 算法相比原 KCF 算法以及当前主流的几种稳定跟踪算法,其跟踪性能更高,对于遮挡等挑战情况的表现更好。

2 KCF 跟踪算法原理

2.1 KCF 跟踪算法详解

2.1.1 跟踪器训练

核相关滤波跟踪算法的跟踪器训练流如图 1:先对第一帧图像中选定的目标进行样本集合构建,加窗滤波,得到样本图像 f ,然后经核相关训练得到滤波模板 h ,使当前目标的响应最大,背景响应值小,如式(1)所示:

$$g = h \otimes f, \quad (1)$$

其中 g 表示的高斯响应输出。跟踪器训练首先需要大量的正负样本集合,KCF 算法巧妙地通过目标样本循环偏移构建出了更多的训练样本,使得样本矩阵变成了一个循环矩阵,进而利用循环矩阵的性质,将式(1)转换到频域运算,利用傅里叶变换大幅减少运算时间开销。如式(2)所示:

$$F(h \otimes f) = F(h) \times F(f) = F(g). \quad (2)$$

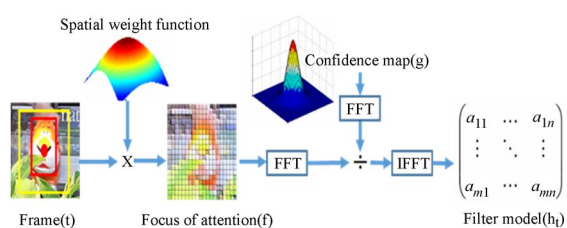


图 1 跟踪训练原理

Fig. 1 Principle of tracking training

KCF 引入核函数高维求解的概念,把特征空间映射到高维空间中,将非线性求解变为线性求解,使得滤波器性能更具有稳健性,适用性更强。通过核函数后的原始目标函数表述如式(3):

$$f(z) = w^T z = \sum_{i=1}^n \alpha_i \kappa(z, X_i), \quad (3)$$

其中: κ 表示测试样本 z 和训练样本 X_i 的核函数,上式将训练求 h 变为求取最优 α 的过程,接下来

利用核技巧,将其训练公式简化:

$$\alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}, \quad (4)$$

其中: \mathbf{K} 为核相关矩阵,再利用循环矩阵的性质,转到复频域,求出未知参数 α ,快速的完成了跟踪器的训练。

2.1.2 快速目标检测

快速目标检测如图 2:找到新输入的一帧图像中目标的新位置。将滤波模板 h 与新图像 f 相卷积,响应值最高的位置为新的目标位置。对于新的待检测的目标图像块 z ,利用上节已经求出参数 α ,离散傅里叶变换化简运算得到其频域表达式如式(5):

$$\hat{f}(z) = (\hat{\mathbf{K}}^z) \hat{\alpha}, \quad (5)$$

其中 \mathbf{K}^z 为简化后特征矩阵的第一行向量,利用核函数快速求得最优解,将结果 $\hat{f}(z)$ 逆变换找到矩阵最大值对应的图像块即是新的目标。

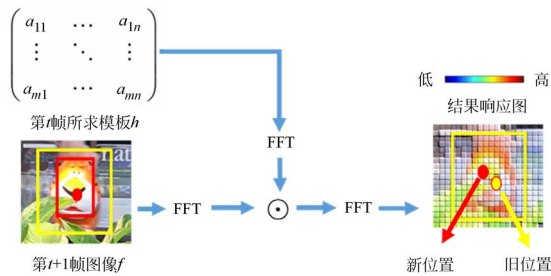


图 2 快速目标检测原理

Fig. 2 Principle of fast target detection

2.2 KCF 算法存在的问题

KCF 算法虽然实际效果很好,但从原理上仍存在以下两个问题:KCF 规定了分类器检测区域的大小,导致无法跟踪快速运动的目标,且无多尺度跟踪功能;独特的周期性循环偏移使样本有边界效应,目标只有在搜索区域的中心位置附近时跟踪准确,当出现遮挡,相似干扰等特殊情况下,会跟踪失败。

2.2.1 遮挡问题分析

目标被遮挡是跟踪领域的难点问题,由于遮挡的发生,使得目标信息提取不准确,随着错误信息的累计,最终导致跟踪失败。近年来,对遮挡处理的方式主要分为两类:(1)当目标被部分遮挡,利用特征的相关性计算或模板的匹配^[17]来判别并重新跟踪目标;(2)将目标进行分块检测^[18],与初始时的标准子块比较相似度,确定遮挡状态。虽然上述方法理论上可一定程度上解决遮挡问

题,但算法复杂度高、运行效率低,在实际情况下的效果不是很好。

2.2.2 形变问题分析

目标形变其本质与遮挡类似,当目标外观发生剧烈变化时,如果继续使用原目标框来描述目标,势必会滤掉部分目标信息或者引入大量的背景噪声,无法给出精确的目标表达。而且 KCF 算法采用 HOG^[19]特征,其对运动模糊和光照变换等情况鲁棒,但对目标的形变情况不够稳定。因此急需一种判别模型去区别学习目标,加强对目标外在特征的正确把握,实现稳定跟踪。

针对以上问题,本文从算法理论和目标外在形态建模的方向,结合相关跟踪结果响应矩阵的峰值旁瓣比(PSR)^[5]和感知哈希(p-hash)^[20]图像编码算法,提出了一种具有高置信度目标准确性判别的抗遮挡跟踪算法(HCF)。下面详细介绍算法的各主要模块和整体流程。

3 结合 PSR 和客观相似性的高置信度抗遮挡跟踪算法

3.1 多尺度目标模型

KCF 算法不具备多尺度跟踪能力。DSST 算法建立多尺度目标匹配模型解决了该问题,其使用 33 种尺度,降低了算法的速度。本文改进缩减其尺度模型到 5 个尺度,结合所提算法,虽然理论上没有 DSST 算法尺度精细,但速度更快,效果满足实际尺度要求。原理如图 3 所示。

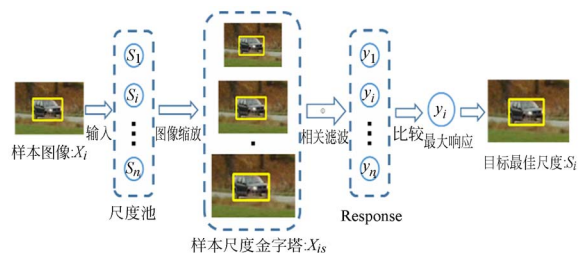


图 3 尺度池技术原理图

Fig. 3 Scale pool schematic diagram

首先将新一帧图像中待检测的候选样本 x_i ,通过设定的尺度池 S_n (个数为 n)进行缩放处理,得到不同的样本图像尺度金字塔 x_{is} ,然后提取特征进行相关滤波检测,求出各自的响应矩阵 y_i ,找出不同尺度响应矩阵中峰值最大的一个,对应的

尺度 S_i 便为是当前最佳的目标尺度,再基于最佳尺度值继续对后续目标进行跟踪检测。HCF 利用简化后的尺度金字塔高效地解决跟踪过程中目标尺度变化的问题。

3.2 VPSR 遮挡判断策略

当前算法中的跟踪器自身大都无法知道其跟踪的目标是否准确,是否被遮挡。根本原因是没有一种稳定的目标准确度判别策略。传统相关滤波运算的峰值旁瓣比(PSR)可表达该类跟踪的一项基本性质:当跟踪的结果准确无干扰时,响应矩阵是一个峰值稳定的二维高斯分布图。当跟踪过程中出现遮挡、丢失等干扰情况时,结果响应矩阵

会产生剧烈振荡,出现多峰值现象。该性质在 KCF 算法上的实验验证如图 4 所示。由图 4 可知 KCF 算法满足上述性质,但在实验中发现传统 PSR 在视频序列存在连续遮挡情况时,PSR 数值波动范围巨大,且在后续挑战图像中无法精准判别出存在遮挡形变的图像帧数。分析其公式:

$$PSR = \frac{F_{max} - F_{mean}}{\sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{x,y} (F_{x,y} - F_{mean})^2 \right)}} \quad (6)$$

其中: F_{max} , F_{min} , $F_{x,y}$ 分别表示响应矩阵中最高、最低和 (x, y) 位置上的响应值, N 为矩阵内元素个数。分母是矩阵中数据的标准差,在统计概率学中标准差通常被用来描述数据的离散程度也就是数据的波动大小。但是标准差中的减数为 F_{mean} ,当出现多峰现象时, $F_{x,y}$ 波动, F_{mean} 的值会被拉大,相差值不明显,导致 PSR 值无法准确突出多峰情况。因此本文将原式中的 F_{mean} 修改为 F_{min} ,平方后得到类似于方差的形式,为保持分式单位一致,分子也取平方。得到式(7),将其命名为均方峰值旁瓣比(Variance Peak to Sidelobe Ratio, VPSR):

$$VPSR = \frac{|F_{max} - F_{min}|^2}{\frac{1}{N} \left(\sum_{x,y} (F_{x,y} - F_{min})^2 \right)} \quad (7)$$

下面利用含遮挡情况的序列 Subway 和 Girl2 验证改进 VPSR 相比传统 PSR 判据更能细致地反应出多峰现象,画出两序列判据曲线。

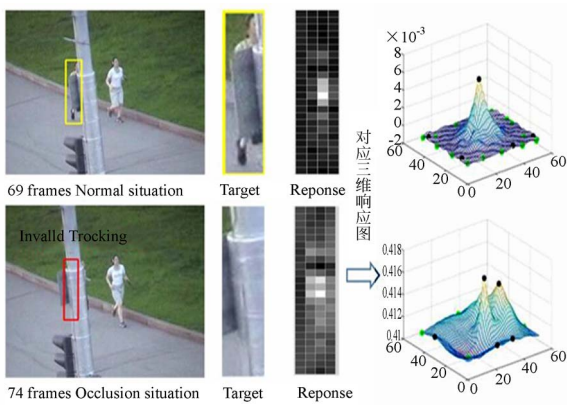
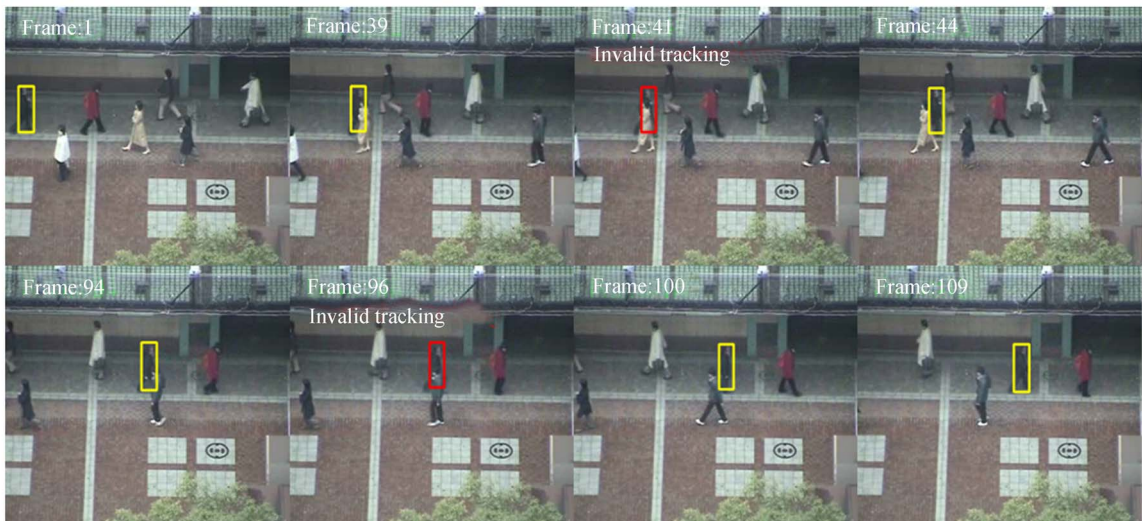


图 4 正常和遮挡时的跟踪响应图

Fig. 4 Normal and occlusion tracking response maps



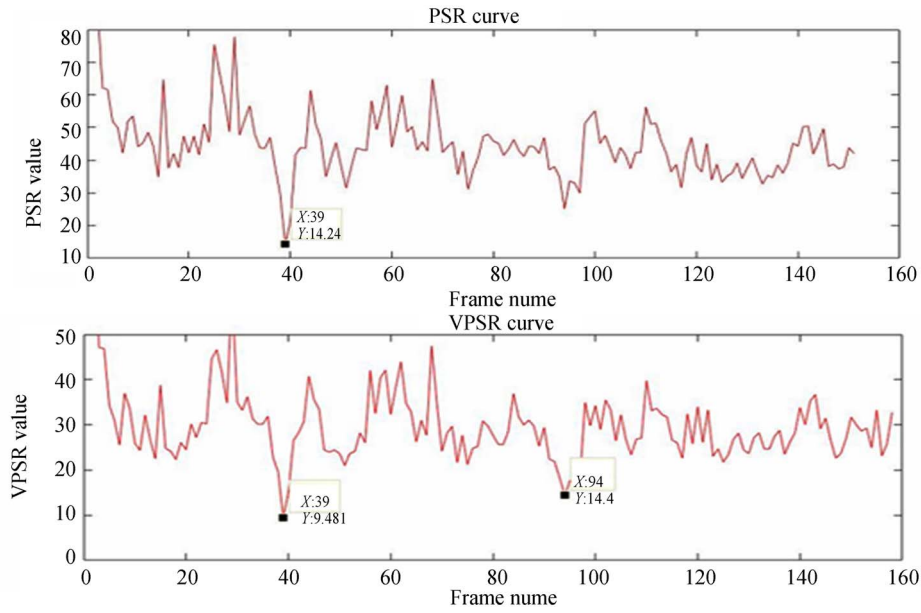


图 5 Subway 序列 PSR 和 VPSR 曲线

Fig. 5 PSR and VPSR curves of Subway sequences

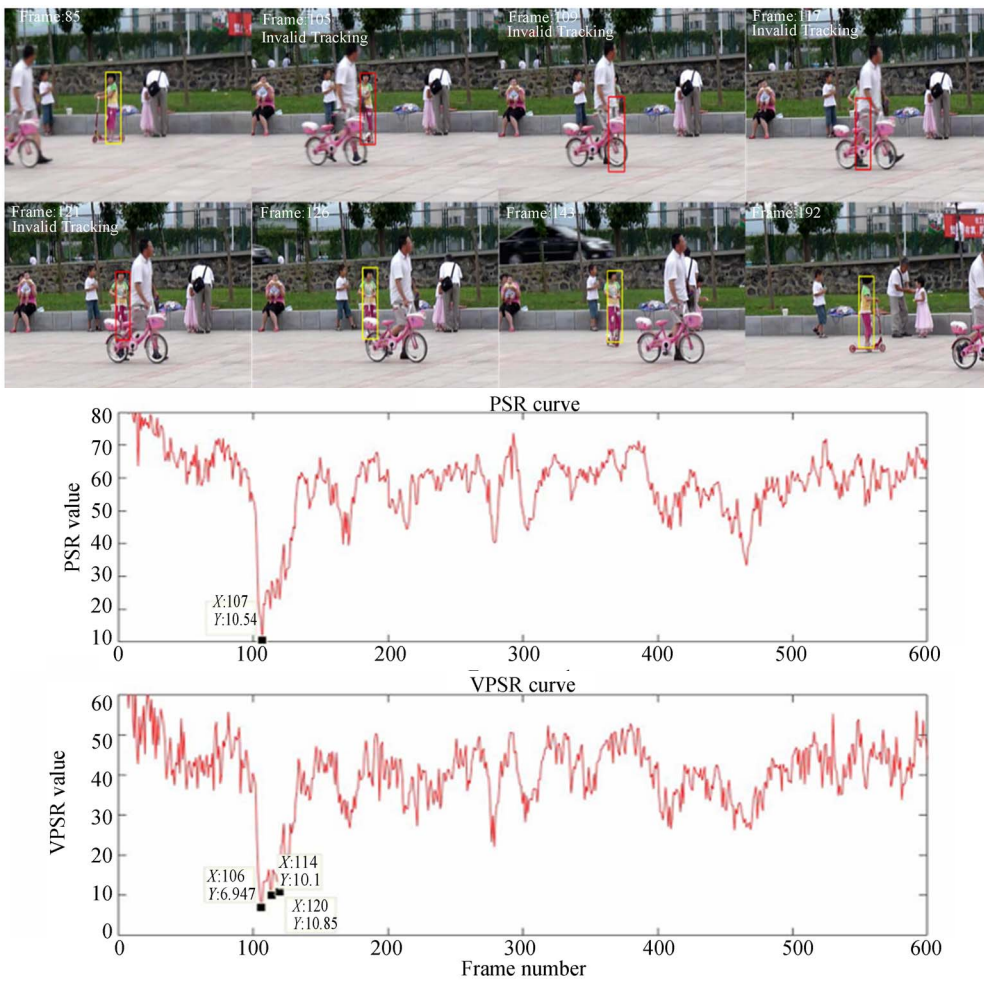


图 6 Girl2 序列 PSR 和 VPSR 曲线

Fig. 6 PSR and VPSR curves of Girl2 sequences

分析序列响应图 5 和图 6, 在 Subway 序列中第 41 帧和 96 帧前后出现遮挡现象, PSR 值对第 96 帧虽有响应但并不突出, 无法准确区分出波动情况, 而 VPSR 曲线的突变点显著。在 Girl2 长时遮挡序列中, 100~120 帧是连续遮挡区间, PSR 只在前几帧时有较明显反应, 在后续同样无法明显突出波动。并且从曲线的 y 轴数据范围可看出 VPSR 的波动范围远低于 PSR, 说明其值更加稳定, 更易于阈值选取。该曲线对比证明了改进后判据弥补了传统理论公式的缺陷, 可以更加精确的判断多峰, 进而判断跟踪目标的准确度。HCF 算法合理利用 VPSR 判据, 减少了模型漂移情况, 提高了整体跟踪准确率。

3.3 目标客观相似性度量

在使用 VPSR 判据实现算法时, 由于数据集中存在多种复杂情况(形变、旋转、相似干扰等), 仅凭借该判据不足以实现高准确率判断, 于是在 VPSR 的基础上添加一个相似性度量模块对目标进行相似性计算, 用模板再确认目标的准确度, 提高判决的置信度。

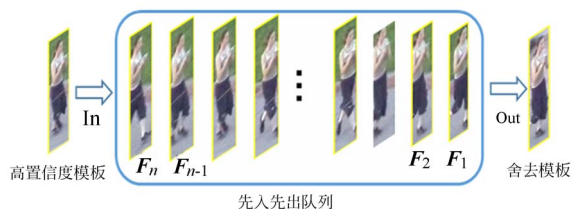


图 7 目标模板队列

Fig. 7 Target template queue

如图 7, 相似性度量模块设计了一个准确目标模板的先入先出(FIFO)队列进行模板的存放更新。从第二帧开始每帧图像都计算 VPSR 判据值, 在 VPSR 值较高时, 认为当前跟踪结果为最佳目标模板, 将其从尾部放入 FIFO 队列 F_n 中(所提算法 $n=10$), 同时将队列头部的模板 F_1 舍去; 在 VPSR 值较低时, 对当前选择的待定目标进行准确度衡量, 计算其与目标模板队列的相似度均值。当均值大于阈值时, 认为目标准确有效; 否则说明当前候选目标准确度极低的无效目标。

利用模板队列中选存的 n 个标准模板, 计算当前常用的 4 种图像相似性度量函数-感知哈希

(p-hash)、均值哈希(a-hash)、直方图相关性匹配和模板匹配中的归一化相关匹配方法的匹配时间及与目标成功匹配的数目在总体 n 中所占比例, 对比选出最适合 HCF 算法的相似度函数。表 1 中实验对比结果证明: 感知哈希算法对尺度变化的鲁棒性强于平均哈希算法, 速度明显快于其它算法, 在形变程度相差不过 25% 时, 匹配准确度满足要求。

表 1 相似度函数性能对比

Tab. 1 Performance comparison of similarity function

| 名称 | 平均耗时/ms | 匹配准确度/% |
|-------|---------|---------|
| 感知哈希 | 0.26 | 74 |
| 平均哈希 | 1.15 | 70 |
| 直方图匹配 | 1.93 | 82 |
| 模板匹配 | 1.73 | 75 |

考虑 HCF 算法的高速实时性, 选用感知哈希算法作为目标相似性度量函数, 其主要利用图片的低频信息, 描述图像的大致概貌和轮廓, 具体工作过程分为 3 步: (1) 缩小尺寸去除图像高频细节; (2) 离散余弦(DCT)变换提取图像低频信息; (3) 计算出图像哈希值。对两张图片相似性度量, 就是计算图像哈希值间的汉明距离。若距离在阈值之内, 则认为两张图像相似程度高。若距离大于阈值则表明目标与模板不相似, 产生了剧烈形变或被遮挡。

3.4 自适应模型更新策略

在 KCF 算法中, 模型更新策略为线性插值法如图 8, h_t 表示在第 t 帧求得的滤波模板, h_{t-1} 为 $t-1$ 的模板, ρ 学习率是一固定经验值。其不合理

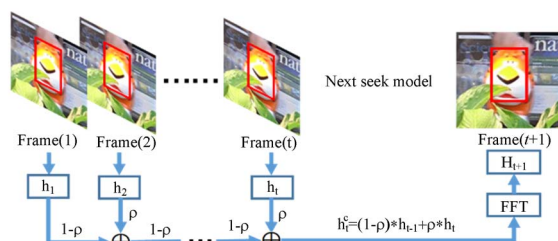


图 8 传统模型更新机制

Fig. 8 Traditional model updating mechanism

之处在于,当跟踪发生错误时,应停止或降低对分类器模型的更新,以增强跟踪的准确度和可靠性,本文提出自适应判别式更新学习率,在经过上述遮挡判别和相似性度量模块后,根据 VPSR 置信度判据和相似性阈值条件,当目标只是局部遮挡或轻微形变时,认为是低准确率目标,采取低概率更新;当目标被完全遮挡或剧烈形变时,为无效跟踪,不更新目标模板。HCF 算法模型更新公式如式(8):

$$h_{i+1}^{hcf} = (1 - \rho) h_{i-1}^{hcf} + \rho h_i^{hcf} \begin{cases} \rho = 0; & \text{无效目标} \\ \rho = 0.007; & \text{低准确率目标,} \\ \rho = 0.012; & \text{准确目标} \end{cases} \quad (8)$$

其中, h_{i+1}^{hcf} 为算法需求的新帧模板。

3.5 HCF 算法整体流程

HCF 具体实现步骤如下:

初始化:根据视频序列的第一帧图像选取的跟踪目标,求得相关滤波跟踪器的各项参数。

For $i=2$; 序列帧数。

输入:第 i 帧序列图像 F_i 和第 $i-1$ 帧的目标位置 P_{i-1} 和选取的尺度 S_{i-1} 及求得的滤波器参数 α_{i-1} 等。

目标位置检测:

(1) 根据 P_{i-1} 和 S_{i-1} 从 F_i 中提取出样本 X_i ;

(2) 利用待测样本 X_i 和 α_{i-1} 计算出结果响应矩阵 Y_i ;

(3) Y_i 最大响应值的位置便是当前帧的目标位置 P_i 。

多尺度估计:

(4) 将提取出的样本 X_i 按规定比例缩放 n 次,得到样本 $X_{i1}, X_{i2} \cdots X_{in}$;

(5) 重复 n 次上述 1.2 步骤求的 Y_m ($1 \leq m \leq n$);

(6) 将 Y_i 响应值取最大值时的尺度记为 S_i , 便为当前帧目标的最适尺度。

目标准确度判别:

(7) 遮挡判别策略:利用响应矩阵 Y_i , 计算改善后的均方峰值旁瓣比 VPSR;

(8) 哈希相似性度量:利用感知哈希算法计

算目标准确度 Acc;

(9) 设置阈值 $VPSR_{th}$, 相似度阈值 Aveasim;

if ($vpsr < VPSR_{th}$) && ($Acc > 1.3 \times Aveasim$)

当前帧求得目标 O_i 为无效目标,学习率 $\eta=0$;

else if ($vpsr < VPSR_{th}$) && ($Acc > Aveasim$)

检测到的目标准确度较低,学习率 $\eta=0.007$;

else

检测到的目标准确度正常,滤波模板正常更新。

模型自适应更新:

(10) 按规定的学习率 η 更新当前滤波模板

H_i^{hcf} , 求 $i+1$ 帧图像所需新滤波器 H_{i+1}^{hcf} 。

$$H_{i+1}^{hcf} = (1 - \eta) H_i^{hcf} + \eta h_i^{hcf}.$$

End

4 实验测试和结果分析

4.1 实验环境、参数及算法评价标准

实验平台为 VS2015 professional, C++ 语言编程实现。所有的实验均在 Intel Core i5-6420p CPU, 主频 2.80 GHz, 8 GB 内存配置的电脑上完成。对传统 KCF 算法的参数略有修改, 取 HOG 特征, 高斯核的标准差 σ 为 0.5, 学习因子 η 改为 0.012, 正则化参数 λ 为 0.000 1, 尺度因子 γ 选取 1.2。目标准确度阈值是算法中最为重要的参数, 关系到遮挡判别的准确度, 对算法精度和速度影响也很大, 采用一种自适应的方式设置阈值:

$$VPSR_{th} = \frac{0.5}{N-1} \sum_{i=2}^N VPSR_i, \quad (9)$$

其中: $VPSR_{th}$ 就是表 1 中的均方峰值旁瓣阈值, $VPSR_i$ 为每帧所求值, N 为序列帧数, 这种设置解决了算法在不同场景的实际应用中需人工调参的问题, 大大节省了时间。

本文选用跟踪领域标准测试集-OTB-100^[18] (Online Object Tracking: A benchmark) 验证所提算法性能。其评价标准主要为两种曲线: 一种是成功率曲线 (AUC), 计算待测算法和标准的结果框的重叠率; 另一种是精确度曲线 (threshold), 计算目标框中心点的定位误差。选取了数

据集中具有遮挡、形变属性的 17 组的序列画出评价曲线,对比验证 HCF 算法的抗挑战性能。挑战属性 (Illumination Variation, Scale Variation, Occlusion, Deformation, Motion Blur, Fast Motion, In-Plane Rotation, Out-of-Plane Rotation, Out-of-View, Background Clutters, Low Resolution), 序列如表 2。

表 2 挑战测试集

Tab. 2 Test sequence in our experience

| 序列名称 | 帧数 | 存在主要挑战 |
|------------|-------|---------------------------|
| Woman | 597 | IV, SV, OCC, DEF, MB, FM |
| Walking | 412 | SV, OCC, DEF |
| Walking2 | 500 | SV, OCC, LR |
| CarScale | 252 | SV, OCC, FM, IPR, OPR |
| Skating1 | 400 | IV, SV, OCC, DEF, OPR, BC |
| Freeman4 | 283 | SV, OCC, IPR, OP |
| Dog1 | 1 350 | SV, IPR, OPR |
| David3 | 252 | OCC, DEF, OPR, BC |
| Girl2 | 1 500 | SV, OCC, DEF, MB, OPR |
| Faceocc1 | 892 | OCC |
| Faceocc2 | 812 | IV, OCC, IPR, OPR |
| Basketball | 725 | IV, OCC, DEF, OPR, BC |
| Football | 362 | OCC, IPR, OPR, BC |
| Subway | 175 | OCC, DEF, BC |
| Skating1 | 400 | IV, SV, OCC, DEF, OPR, BC |
| Lemming | 1 336 | IV, SV, OCC, FM, OPR, OV |
| Jogging | 370 | OCC, DEF, OPR |

4.2 对比结果展示

本文挑选了当前主流的性能稳健,具有复杂干扰抗性的 6 种算法作对比:包括相关滤波的

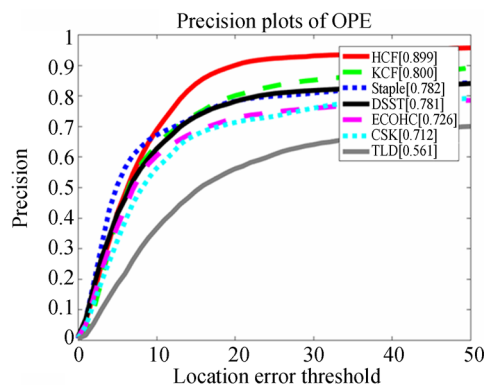
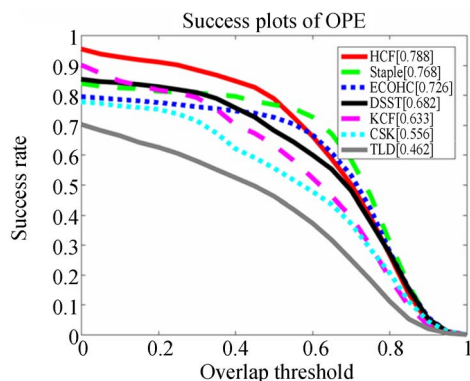


图 9 OTB 对比结果图

Fig. 9 OTB contrast result diagram

CSK^[5]、KCF^[7]、DSST^[9]、Staple^[11], 加上检测学习的 TLD^[14] 算法, 以及如今跟踪领域的冠军-ECO^[21] 算法 (ECOHC 为 CPU 版本)。将全部算法测试于挑战集上, 从结果图 9 和平均精度表 3 可以看出, HCF 的跟踪器在整体性能上优于其他 6 个跟踪器。详细序列结果见网址: <https://github.com/AApunch/HCF>。

表 3 测试算法精度

Tab. 3 Test sequence accuracy in our experience

| 名称 | 出版源 | 帧率 /(frame · s ⁻¹) | AUC | Threshold |
|--------|-----------|-----------------------------------|-------|-----------|
| HCF | Proposed | 78 | 0.788 | 0.899 |
| TLD | ICCV2010 | 31 | 0.462 | 0.561 |
| CSK | ECCV2012 | 225 | 0.556 | 0.712 |
| KCF | TPAMI2015 | 192 | 0.633 | 0.800 |
| DSST | BMVC2014 | 59 | 0.682 | 0.781 |
| STAPLE | CVPR2016 | 80 | 0.768 | 0.782 |
| ECO-HC | CVPR2017 | 62 | 0.726 | 0.726 |

4.2.1 尺度、遮挡、剧烈形变等挑战序列结果

为说明所提算法的抗挑战能力在当前跟踪领域的优势, 下面展示 HCF 算法以及其它 6 种算法分别在 Jogging、Basketball、Subway、CarScale 序列上的结果图像。

图 10(a) Jogging 和 (b) Subway 两测试视频是运动过程中含有遮挡和形变挑战, 从结果对比中可以看出在遮挡后仍可以成功跟踪只有 HCF

算法、TLD 以及 ECOHC3 种算法,由此可知所提算法的抗遮挡能力十分突出;(c)CarScale 序列是即有遮挡旋转挑战又含尺度变化,最后完成跟踪的有 HCF、DSST、STAPLE 和 ECOHC,说明 HCF 算法设计的多尺度性能可行,且速度高于其

他 3 种算法;(d)Basketball 视频是包括相似干扰、遮挡、尺度变化、目标转身剧烈形变多种复杂情况的测试序列,图示可知其余算法结果都漂移到了目标的局部部分,最终完美完成跟踪的只有所提算法 HCF。

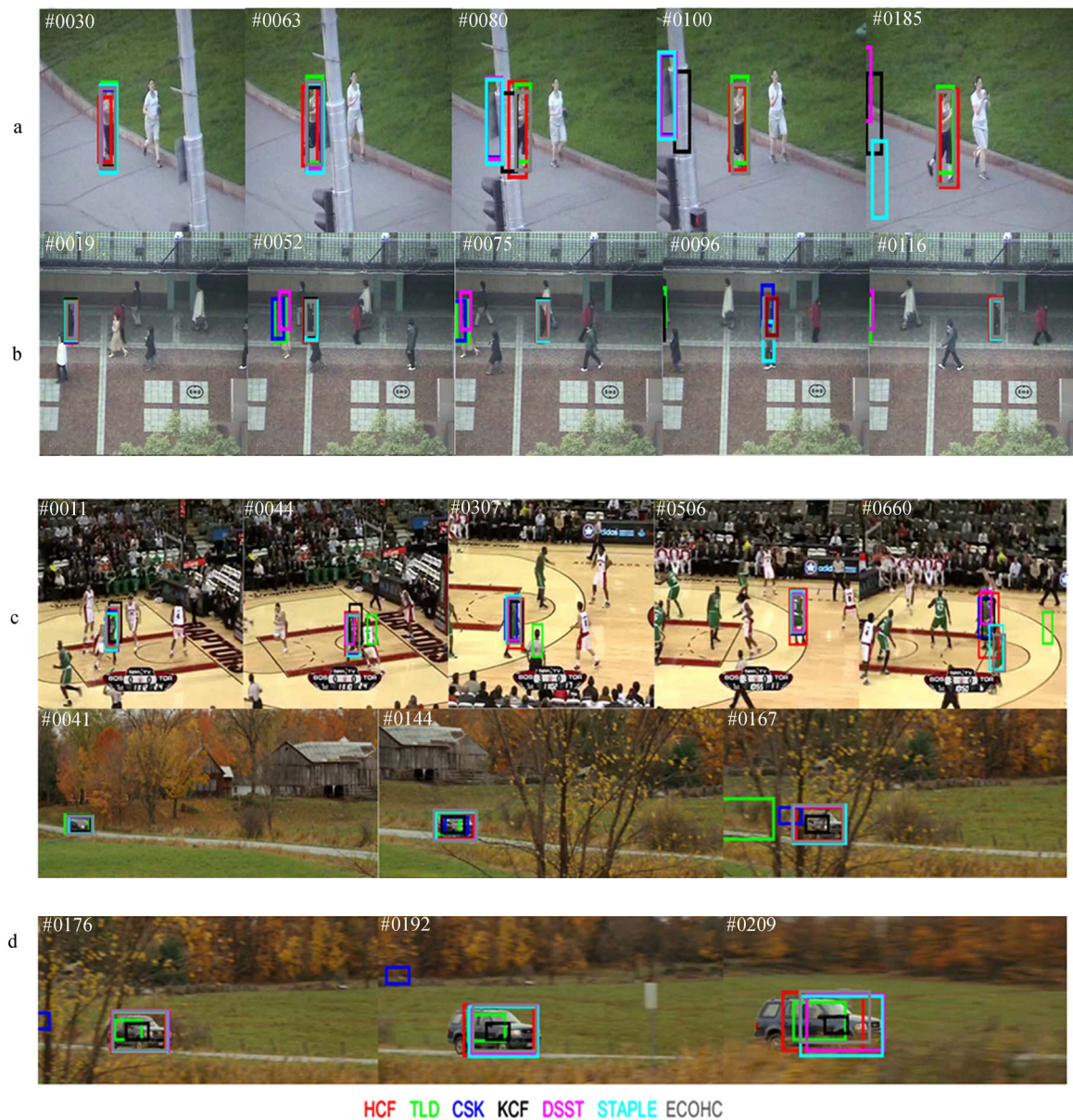


图 10 7 种算法对 4 组遮挡序列的跟踪结果

Fig. 10 Tracking results of seven algorithms for four sets of occlusion sequences

4.2.2 OTB2015 Benchmark 结果曲线

测试数据集中九类特殊复杂情况的对比结果如下图 11 所示,用于对比在各类复杂情形下算法

的性能。HCF 算法在各方面大都优于其他算法,抗挑战性能优秀。

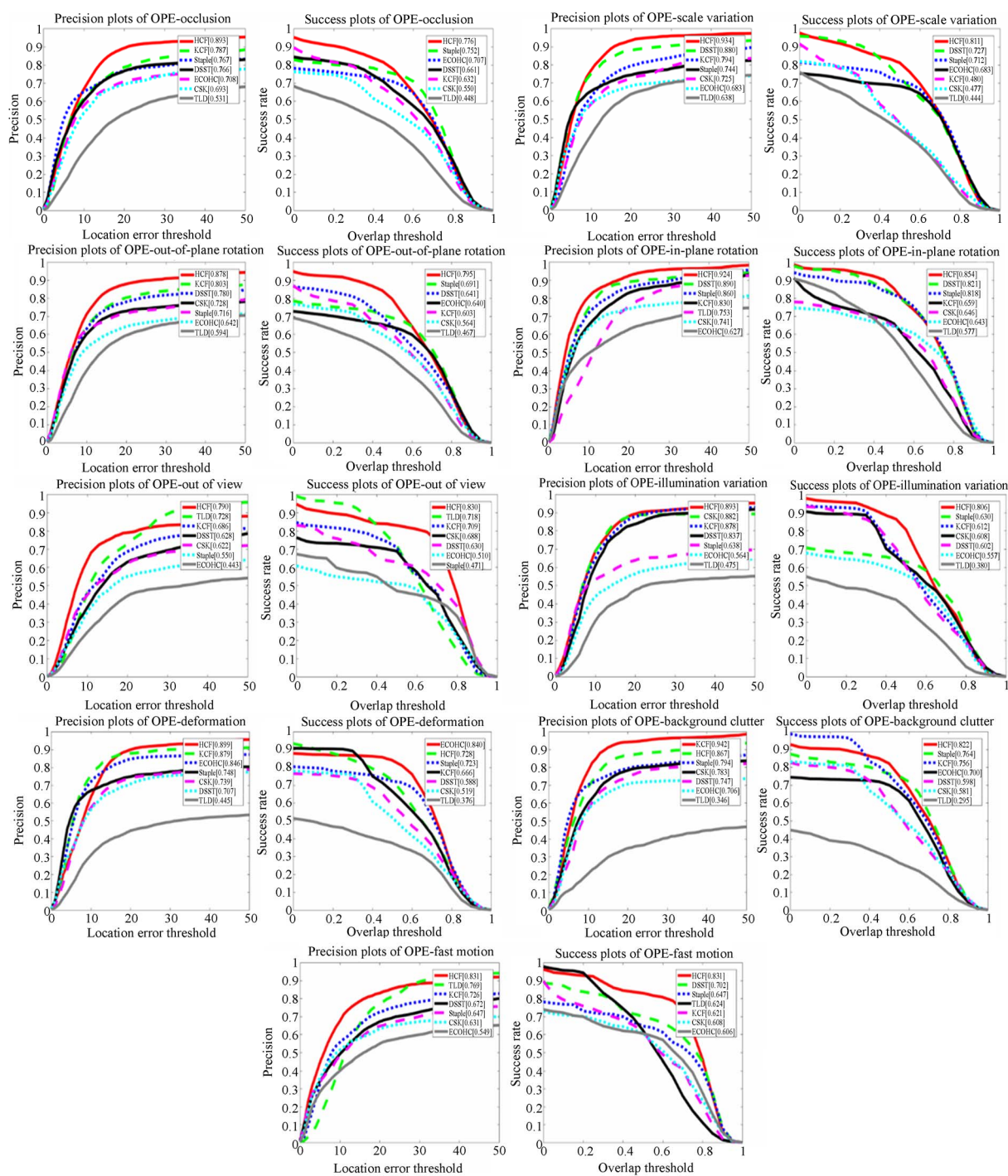


图 11 9 类挑战序列的跟踪结果

Fig. 11 Tracking results of nine challenge sequences

5 结 论

在核相关滤波跟踪算法(KCF)的框架下,针对目标尺度变化问题,添加了尺度池优化选择方

案;同时,为降低遮挡形变等干扰对跟踪过程的影响,提出了一种基于相关滤波跟踪响应矩阵和客观相似性度量的目标准确度判据,根据目标准确度,决定分类器模型的更新率,降低模型漂移率,

且合理的减少了模型更新次数,达到算法再次加速的效果,提高整体跟踪的稳定性。该思想不依赖于具体特征,可以根据实际情况选择适合的传统特征或者精度更高的深度特征。

通过前章的实验结果对比表明,HCF 算法能

有效地判别并处理跟踪目标运动过程中出现的遮挡挑战等问题,实现了可靠的跟踪。相比原 KCF 性能提高了 12%,对比当前其他几种鲁棒性跟踪算法,HCF 算法对遮挡和目标形变等场景具有更强的稳健性和抗性以及较高的效率。

参考文献:

- [1] CHEN Z, HONG Z, TAO D. An experimental survey on correlation filter-based tracking [J]. *Computer Science*, 2015, 53(6025):68-83.
- [2] ZHAO G, SHEN Y, WANG J, *et al.*. Adaptive feature fusion object tracking based on circulant structure with kernel [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8):0815001.
- [3] 马俊凯, 罗海波, 常铮, 等. 基于可变形模型的目标跟踪算法[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(9):292-300.
MA J K, LUO H B, CHANG ZH, *et al.*. Visual tracking algorithm based on deformable parts model [J]. *Infrared and laser engineering*, 2017, 46(9):292-300. (in Chinese)
- [4] 张雷, 王延杰, 孙宏海, 等. 采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(2):448-459.
ZHANG L, WANG Y J, SUN H H, *et al.*. Adaptive scale target tracking using nuclear correlation filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(2):448-459. (in Chinese)
- [5] BOLME D, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, *et al.*. Visual object tracking using adaptive correlation filters[J]. *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010:2544-2550.
- [6] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, *et al.*. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[J]. *Computer Vision-ECCV 2012*, 2012: 702-715.
- [7] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBURG M, *et al.*. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[J]. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014:1090-1097.
- [8] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, *et al.*. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(3):583-596.
- [9] DANELLJAN M, HAGER G, SHAHBAZ KHAN F, *et al.*. Accurate scale estimation for robust visual tracking[J]. *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2014.
- [10] ZHANG K, ZHANG L, LIU Q, *et al.*. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning[J]. *Computer Vision-ECCV*, 2014: 127-141.
- [11] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, *et al.*. Staple: complementary learners for real-time tracking[J]. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016.
- [12] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[J]. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017.
- [13] MA C, YANG X, ZHANG C, *et al.*. Long-term correlation tracking[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2015:5388-5396.
- [14] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [15] 罗海波, 许凌云, 惠斌, 等. 基于深度学习的目标跟踪方法研究现状与展望[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(5):6-12.
LUO H B, XU L Y, HUI BIN, Status and prospect of target tracking based on deep learning[J]. *Infrared and laser engineering*, 2017, 46(5):6-12. (in Chinese)
- [16] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking

- benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [17] 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 HUI, XU TF, WU QQ, *et al.*. Multi target tracking with multi feature fusion and matching [J]. *China Optics*, 2013, 6(2):163-170. (in Chinese)
- [18] 颜佳, 吴敏渊, 陈淑珍, 等. 应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(6):1413-1419. YAN J, WU MY, CHEN SZ, *et al.*. Using Mean Shift and blocking anti occlusion tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6): 1413-1419. (in Chinese)
- [19] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [20] WENG L, PRENEEL B. Attacking some perceptual image hash algorithms[C]. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. IEEE, 2007:879-882.
- [21] DANELLJAN M, BHAT G, KHAN F S, *et al.*. ECO: Efficient convolution operators for tracking [J]. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.

作者简介:



宋华军(1978—),男,山东威海人,副教授,2006年毕业于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,获得博士学位,主要从事模式识别、目标跟踪方面的研究。E-mail: huajun.song@upc.edu.cn.



于玮(1996—),男,山东威海人,硕士研究生,2017年于中国石油大学(华东)获得学士学位,主要从事目标跟踪方面的研究。E-mail: yw19960216@163.com